

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

CARRERA: INGENIERÍA AMBIENTAL

**Trabajo de titulación previa a la obtención del título de: INGENIERO
AMBIENTAL**

**TEMA:
GENERACIÓN DE UN MODELO ESPACIAL DE DISPERSIÓN DE
CONTAMINANTES Y CALIDAD DEL AGUA APLICANDO EL MODELO DE
KRIGING EN LA MICROCUENCA DE LA QUEBRADA ORTEGA -
CANTÓN QUITO.**

**AUTOR:
CRISTIAN RODRIGO ARCOS VARGAS**

**DIRECTOR:
CESAR IVÁN ÁLVAREZ MENDOZA**

Quito, abril del 2015

**DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD Y AUTORIZACIÓN DE
USO DEL TRABAJO DE TITULACIÓN**

Yo, autorizo a la Universidad Politécnica Salesiana la publicación total o parcial de este trabajo de titulación y su reproducción sin fines de lucro.

Además declaro que los conceptos, análisis desarrollados y las conclusiones del presente trabajo son de exclusiva responsabilidad del autor.

Cristian Rodrigo Arcos Vargas
1718327628

DEDICATORIA

Dedico a mi Dios por ayudarme a llegar a concluir con éxito esta etapa de mi vida. Por los momentos felices y tristes que me han enseñado a valorar cada día más de mi vida. A mi madre por ser mi inspiración y acompañarme durante la trayectoria de mi vida estudiantil, a mis hermanas y mis queridos sobrinos que han velado por mí durante este largo camino de formación profesional.

A mi querida familia por estar siempre conmigo en los mejores y males momentos que siempre me supieron apoyar de manera directa e indirecta y de la mejor manera me supieron apoyar.

A mis compañeros Marcelo, Daniel, Jhonnatan, Lesly, Byron, Enrique, Fernando, Danny, Daniel, Moisés durante estos años de Universidad por brindarme su amistad desinteresada.

A mis grandes amistades Mario, Gaby, Alejandra, Francisco y Karla por el apoyo dado en especial para Mishell Jiménez.

Cristian Rodrigo Arcos Vargas

AGRADECIMIENTO

Agradezco a todos los docentes por brindarme la confianza y ayuda entregada durante el transcurso de la vida universitaria, por su buena disposición para atender mis dudas e inquietudes.

A los centros de investigación CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y MODELAMIENTO AMBIENTAL (CIMA), CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y VALORACIÓN DE LA BIODIVERSIDAD (CIVABI Sur), de la UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA, por el apoyo prestado durante la realización de la investigación, facilitándome los equipos y laboratorios.

Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO 1.....	3
LOCALIZACIÓN.....	3
1.1. Extensión	3
1.2. Delimitación física.....	3
1.3. Localización geográfica.....	3
CAPÍTULO 2.....	5
FUNDAMENTOS TEÓRICOS	5
2.1. Índice de calidad	5
2.1.1. Definición de índice de calidad del agua.....	5
2.1.1.1. Criterios de calidad del agua	5
2.1.1.1.1. Drenaje (transporte de desechos).....	5
2.1.1.1.2. Descarga o eliminación de desechos	6
2.1.1.1.3. Riego.....	6
2.1.1.2. Definición de aspectos relevantes.	6
2.1.1.2.1. Conductividad (K).	6
2.1.1.2.2. Demanda biológica de oxígeno 5 (DBO ₅).....	7
2.1.1.2.3. Demanda química de oxígeno (DQO).	7
2.1.1.2.4. Coliformes totales (número más probable NMP).....	7
2.1.1.2.5. Oxígeno disuelto (OD).	7
2.1.1.2.6. Potencial de hidrogeno (pH).....	8
2.1.1.2.7. Sólidos sedimentables.	8
2.1.1.2.8. Sólidos suspendidos.....	8
2.1.1.2.9. Temperatura.....	8
2.1.1.2.10. Turbiedad.....	8
2.1.2. Metodología de índice de calidad de agua.....	9
2.1.2.1. Construcción del índice de calidad del agua IQA	9
2.1.2.1.1. Primer paso.....	9
2.1.2.1.2. Segundo paso.....	9
2.1.2.1.3. Tercer paso construcción de la ecuación	10
2.1.2.2. Asignación de valores cuantitativos	11
2.1.2.3. Rango de calidad en IQA	12

2.1.2.4.	Ventajas del IQA.	12
2.1.2.5.	Inconvenientes del IQA.	12
2.1.3.	Construcción del índice simultaneo de calidad del agua (ISCA)	13
2.1.3.1.	Ecuación de formación	13
2.1.3.2.	Asignación de valores cuantitativos	13
2.1.3.3.	Rango de calidad	14
2.1.3.4.	Ventajas del ISCA	15
2.1.3.5.	Inconvenientes del ISCA	15
2.2.	Geoestadística	15
2.2.1.	Estadística o análisis de datos	16
2.2.1.1.	Diseño.....	16
2.2.1.2.	Descriptiva.....	16
2.2.1.3.	Inferencia.....	16
2.2.2.	Análisis estructural de datos	17
2.2.2.1.	Conceptos estadísticos y probabilidad.....	19
2.2.2.1.1.	Media.....	19
2.2.2.1.2.	Mediana	19
2.2.2.1.3.	Desviación estándar.....	19
2.2.2.1.4.	Varianza.....	20
2.2.2.1.5.	Valor inesperado.....	20
2.2.2.1.6.	Covarianza	20
2.2.2.1.7.	Correlación	20
2.2.2.1.8.	Función de autocorrelación	21
2.2.2.1.9.	Función de (auto) covarianza	22
2.2.2.1.10.	Coeficiente de Kurtosis	22
2.2.2.1.11.	Cuartiles.....	23
2.2.2.1.12.	Pruebas de normalidad o bondad de ajuste.....	24
2.2.2.1.13.	Diagramas de cajas o box plots	27
2.2.3.	Métodos de interpolación determinísticos	28
2.2.3.1.	Nearest point o punto más cercano.....	29
2.2.3.1.1.	Algoritmo de interpolación.....	29
2.2.3.2.	Moving average o promedio móvil	31
2.2.3.2.1.	Algoritmo de interpolación.....	31
2.2.3.3.	Trend surface o superficie de tendencia	33

2.2.3.3.1. Algoritmo de interpolación.....	33
2.2.3.4. Moving surface o superficie en movimiento	34
2.2.3.4.1. Algoritmo de interpolación.....	34
2.2.4. Métodos de interpolación probabilísticos	35
2.2.4.1. Kriging.....	35
2.2.4.1.1. Kriging simple	41
2.2.4.1.2. Kriging ordinario	43
2.2.4.2. Anisotrópico Kriging.....	46
2.2.4.2.1. Algoritmo de interpolación.....	47
2.2.4.3. Kriging universal	48
2.2.4.3.1. Algoritmo de interpolación.....	48
2.2.4.4. Cokriging.....	50
2.2.4.4.1. Algoritmo de interpolación.....	51
CAPÍTULO 3.....	54
MUESTREO Y ANÁLISIS	54
3.1. Codificación.....	54
3.1.1. Proceso de codificación	54
3.2. Muestreo de microcuenca Quebrada ortega.....	56
3.2.1. Técnicas de muestreo.....	56
3.2.1.1. Tipos de muestra.....	56
3.2.1.1.1. Muestras puntuales	56
3.2.2. Condiciones de muestreo	57
3.2.2.1. Prevención de la contaminación	57
3.2.2.1.1. Fuentes de contaminación.	57
3.2.2.1.2. Control de la contaminación.....	57
3.2.3. Inspección de materiales de muestreo	58
3.2.3.1. Características del equipo de muestreo	58
3.2.3.2. Características de recipientes de muestreo	58
3.2.3.3. Tipos de recipientes para muestras.....	59
3.2.3.3.1. Recipientes normales.....	59
3.2.3.3.2. Recipientes para el análisis microbiológico	59
3.2.4. Rotulación de muestras.....	60
3.2.4.1. Información de etiquetado.....	60
3.2.5. Equipos y materiales.....	61

3.2.5.1.1.	Equipos de muestreo.....	61
3.2.5.1.2.	Muestro manual puntual superficial	61
3.2.5.1.3.	Muestreo para análisis microbiológico.....	61
3.2.6.	Muestreo en campo.....	62
3.2.6.1.	Llenado del recipiente	64
3.2.6.2.	Refrigeración de las muestras.....	64
3.2.6.3.	Manejo y conservación de la muestra	65
3.2.6.3.1.	Conservación de muestras	65
3.2.7.	Transporte de las muestras.....	66
3.3.	Análisis de muestras	66
3.3.1.	Toma de datos.....	67
3.3.1.1.	Datos de Campo	67
3.3.1.2.	Datos de laboratorios.....	68
CAPÍTULO 4.....		69
ANÁLISIS Y RESULTADOS.....		69
4.1.	Calculo de índices de calidad.....	69
4.1.1.	Calculo de IQA	69
4.1.2.	Calculo del ISCA.....	71
4.2.	Estadística descriptiva.....	71
4.2.1.	Estadística de IQA e ISCA	72
4.3.	Box-plots.....	73
4.3.1.	Box plots de IQA	73
4.3.2.	Box plots de ISCA	73
4.4.	Normalidad	74
4.5.	Verificación	76
4.5.1.	Verificación IQA	77
4.5.2.	Verificación ISCA	78
4.6.	Validación.....	79
4.6.1.	Validación IQA.....	79
4.6.2.	Validación ISCA.....	79
4.7.	Interpolados graficados y validados	80
CONCLUSIONES.....		83
RECOMENDACIONES.....		85
LISTA DE REFERENCIA.....		86

ANEXOS.....	90
--------------------	-----------

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1.</i> Delimitación de zona de estudio.	4
<i>Figura 2.</i> Flujograma del proceso de elección del método de interpolación.	18
<i>Figura 3.</i> Valores de correlación.	21
<i>Figura 4.</i> Disposición grafica de acuerdo al coeficiente de Kurtosis.	23
<i>Figura 5.</i> División de cuartiles.....	23
<i>Figura 6.</i> Distribución normal.	24
<i>Figura 7.</i> Ejemplos de box plots o diagrama de cajas típicos.....	28
<i>Figura 8.</i> Distancia esférica de Longitud.....	30
<i>Figura 9.</i> Neares point	30
<i>Figura 10.</i> Inverse distance o distancia inversa	32
<i>Figura 11.</i> Linera decrease o disminución líneal.....	32
<i>Figura 12.</i> Ilustración de componentes de rango, meseta y nugget.....	41
<i>Figura 13.</i> Ecuación matricial.....	44
<i>Figura 14.</i> Ecuación de matriz para 5 puntos.	50
<i>Figura 15.</i> Ecuación del sistema Cokriging.....	51
<i>Figura 16.</i> Mapa de muestreo.....	63
<i>Figura 17.</i> Box plot IQA.....	73
<i>Figura 18.</i> Box plot ISCA.....	73
<i>Figura 19.</i> Distribución datos IQA.	74
<i>Figura 20.</i> Distribución ISCA.....	74
<i>Figura 21.</i> Modelado IQA	80
<i>Figura 22.</i> Modelado ISCA 1.	81
<i>Figura 23.</i> Modelado ISCA 2	82

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Factores de normalización IQA.	11
Tabla 2. Valor de acuerdo al IQA.	12
Tabla 3. Factor de normalización ISCA.	14
Tabla 4. Valor de acuerdo al ISCA.	14
Tabla 5. Tipos de kriging y superficies que generan.	36
Tabla 6. Delimitación y codificación Pfafstetter.	55
Tabla 7. Ejemplo de etiqueta para muestras de agua análisis fisicoquímico.	60
Tabla 8. Ejemplo de etiqueta para muestras de agua análisis microbiológico.	61
Tabla 9. Materiales y equipos.	62
Tabla 10. Recomendaciones para muestreo y preservación de muestras.	65
Tabla 11. Protocolo de toma de datos.	66
Tabla 12. Protocolo datos en campo.	67
Tabla 13. Protocolo de toma de datos en laboratorio.	68
Tabla 14. Ponderaciones IQA.	69
Tabla 15. Valores de variables.	70
Tabla 16. Calculo de IQA.	70
Tabla 17. Calculo ISCA	71
Tabla 18. Datos Estadísticos IQA e ISCA	72
Tabla 19. Normalidad del IQA.	75
Tabla 20. Normalidad del ISCA.	76
Tabla 21. Verificación del IQA 1	77
Tabla 22. IQA 2.	78
Tabla 23. Verificación del ISCA.	78
Tabla 24. Validación del IQA	79
Tabla 25. Validación del ISCA.	79

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1.	Estadística descriptiva de los datos.....	90
Anexo 2.	Box-plots de los datos estadísticos	91
Anexo 3.	Temperatura (°C).....	92
Anexo 4.	Turbiedad (UTN).....	96
Anexo 5.	Oxígeno disuelto (mg/l).....	100
Anexo 6.	Conductividad (μS/cm).....	104
Anexo 7.	Sólidos suspendidos (mg/l).....	108
Anexo 8.	Sólidos sedimentables (mg/l).....	112
Anexo 9.	Coliformes (NMP).....	116

RESUMEN

El comprender el proceso de dispersión de los contaminantes presentes en los ríos provenientes de las actividades de los seres humanos es de vital importancia para el ingeniero ambiental. La caracterización y el entendimiento de los diferentes parámetros son claves para la generación de las distintas formas de medir los índices de calidad.

El utilizar la codificación Pfafstetter permitió entender y comprender el proceso de codificación y delimitación de la cuenca hidrográfica con el que se generó un plan de muestreo adecuado a la microcuenca.

Los datos recolectados en el estudio son los más comunes, es decir son asociados a la contaminación del recurso hídrico al realizar el análisis comparativo de indicadores de calidad de agua y al unirlos con el modelado geoestadístico. Mediante esta metodología se obtuvo un acercamiento a la realidad del cuerpo hídrico de la microcuenca quebrada Ortega, localizada en el Distrito Metropolitano de Quito sector sur. Para esto, se utilizó el método de índice de calidad del agua (IQA) y el índice simultáneo de calidad del agua (ISCA), ambos métodos usaron 10 puntos para verificación y 5 puntos para el proceso de validación del modelo.

En este trabajo, se presentaron los elementos fundamentales de la geoestadística y los diferentes interpoladores con la finalidad de inferir los datos a lo largo de la microcuenca no muestreada.

Después de presentar los diferentes interpoladores los resultados del modelado o interpolado que cumplieron el acercamiento a la realidad fueron Moving Average y Moving Surface.

ABSTRACT

Understanding the process of dispersion of pollutants in rivers from the activities of human beings is of vital importance for the environmental engineer. The characterization and understanding of the different parameters are key to the generation of different ways to measure the quality indices.

The use encryption allowed Pfafstetter understand and comprehend the encoding process and delineation of the watershed with an appropriate sampling plan in the watershed was generated.

Data collected in the study are the most common, that is, they are associated with pollution of water resources to make a comparative analysis of water quality indicators and to unite it with the geostatistical modeling. With this methodology an approach to the reality of the body of water of the creek watershed Ortega, located in the Metropolitan District of Quito southern sector was obtained. For this, the method of the water quality index (IQA) and simultaneous water quality index (ISCA) was used, both methods used to check 10 points and 5 points for the model validation process.

In this paper, the fundamental elements of geostatistics and different interpolators in order to infer the data along the watershed not sampled were presented.

After presenting the different interpolators modeling results that met or interpolated closer to reality were Moving Average and Moving Surface.

INTRODUCCIÓN

Desde inicios del siglo XXI, las actividades cotidianas que realiza el ser humano son el máximo factor de contaminación de los cuerpos hídricos. Las principales actividades son: residenciales, institucionales e industriales (Tortora, Funke, & Case, 2007, pág. 820), produciendo gran cantidad de descargas líquidas con alta presencia de contaminantes. Cabe mencionar que dichas descargas se las realiza directamente a los cuerpos hídricos sin un previo tratamiento.

Las descargas líquidas generadas dentro del área de investigación son evacuadas directamente a las quebradas presenten en el sector sur del Distrito Metropolitano de Quito, las cuales generan un grave impacto ambiental, debido a la composición fisicoquímica y biológicas de estas generando un problema de contaminación biótica y abiótica dentro de la microcuenca y de salud pública. Con la identificación de los diferentes puntos de contaminación durante el estudio se consideraron por su fácil accesibilidad y espacio de trabajo adecuado para la toma de muestras y sus respectivos análisis in situ.

El reconocimiento y evaluación de la contaminación se realizó mediante la generación de los índices de calidad del agua, se determinó cuantitativamente la concentración alta o baja de contaminantes presentes en los cuerpos hídricos. Los criterios de calidad aplicados a un determinado recurso de agua son basados mediante la observación científica de los datos reales y comprobables de los efectos de los diferentes contaminantes sobre la composición fisicoquímica y biológica del agua, de acuerdo a las condiciones de la zona de estudio (Sierra Ramírez, Calidad del agua evaluación y diagnostico, 2011, pág. 118).

Para la identificación de los diferentes aportantes de la microcuenca se utilizó la metodología Pfafstetter, la cual generó en la cuenca hidrográfica a un nivel jerárquico de las unidades, las mismas que son delimitadas desde las uniones de los ríos (punto de confluencia de ríos) hasta el punto de desembocadura.

La aplicación de la geoestadística permitió describir el uso de las herramientas del modelamiento espacial y métodos de interpolación para el análisis espacial de datos referenciales. Basados en la capacidad de caracterizar e interpretar el comportamiento de dichos datos, mediante la distribución espacial de variables

regionalizadas (Moreno Jimenez, 2008, pág. 833), permitiendo construir un modelamiento tridimensional de la dispersión de los contaminantes partiendo de los datos generados del índice de calidad de aguas.

CAPÍTULO 1

LOCALIZACIÓN

La microcuenca Quebrada Ortega está localizada en el borde oriental de la cordillera occidental, en el extremo superior hace parte de las faldas del Atacazo, es uno de los drenajes de las vertientes del Guayllabamba. Forma parte de la cuenca del río Esmeraldas, como cuenca principal del sistema hidrográfico del Ecuador.

La microcuenca quebrada Ortega nace al sur occidente del cantón Quito en el límite urbano, desde sus inicios toma los nombres de; quebrada San José, quebrada de Monjas, quebrada Aliso y quebrada Chorrera de Pasocucho, la unión de todas las quebradas y al continuar con su recorrido toma el nombre de Quebrada Ortega, siendo esta uno de los afluentes provenientes de la parte suroccidental de la microcuenca del Guayllabamba.

1.1. Extensión

El área que comprende la microcuenca Quebrada Ortega de 1 303,54 ha, con un perímetro de 15,41 km. La distancia del río presente en la superficie es de 17,13 km.

El área de la zona de investigación de 693,15 ha, con un perímetro de 14,78 km, la consideración de la zona de investigación se debe a que se encuentra dentro del perímetro urbano del cantón Quito.

1.2. Delimitación física

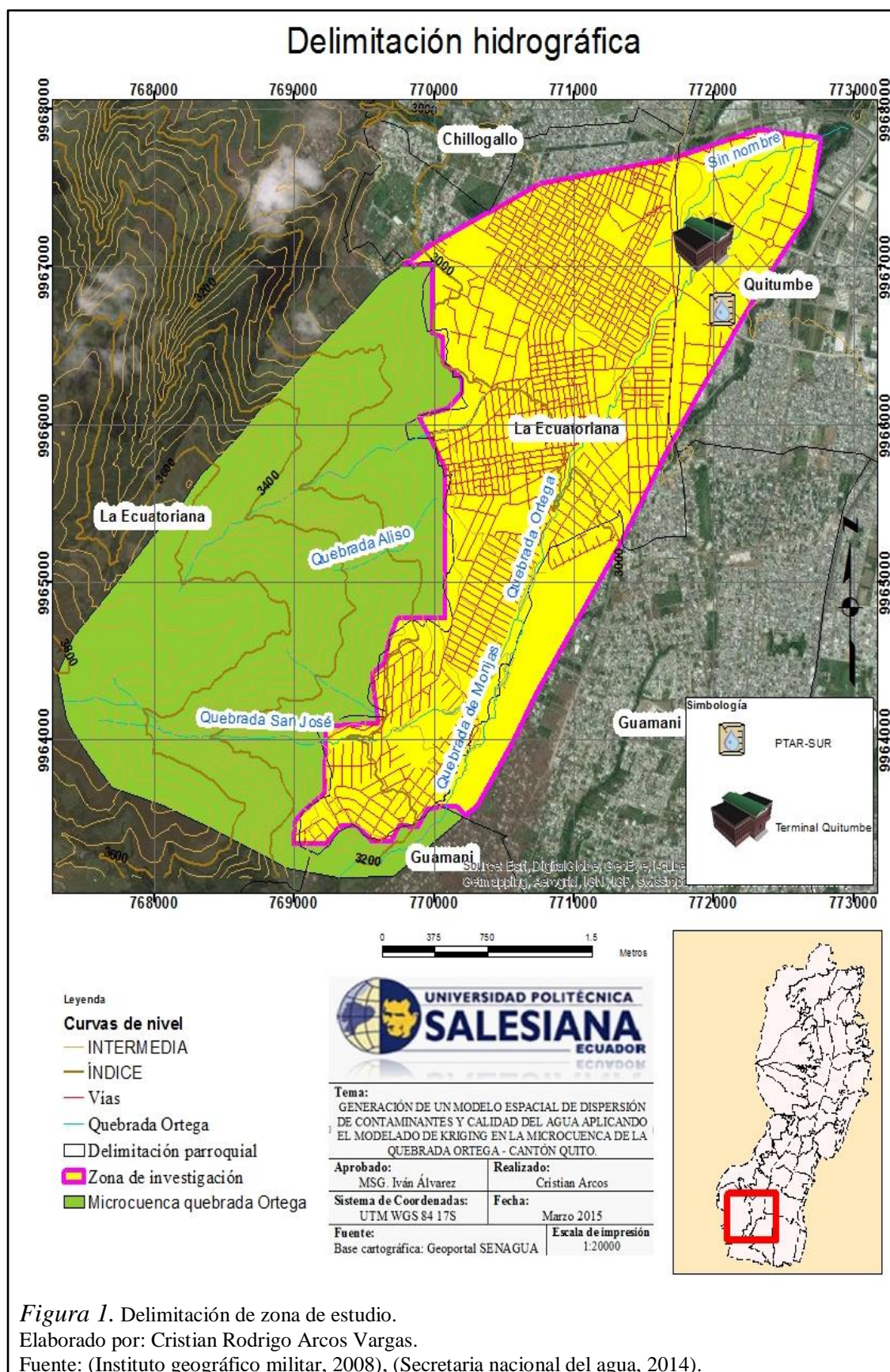
En el área predomina el clima templado y frío, cuyas temperaturas anuales varían entre 18.1 °C y 6.2 °C respectivamente, la precipitación anual varía entre 1 000 y 2 000 mm (Instituto nacional de metereología e hidrología, 2013, pág. 23).

La zona de investigación se extiende desde una altura aproximada de 2 880 msnm hasta 3 214 msnm (Instituto geográfico militar, 2008).

1.3. Localización geográfica.

La zona de estudio comprende a las parroquias de Guamaní, la Ecuatoriana y Quitumbe, dentro del cantón Quito, en la provincia de Pichincha, el mismo que se

encuentra ubicado entre las latitudes $0^{\circ} 20' 0''$ S y $0^{\circ} 16' 0''$ S; y entre las longitudes $78^{\circ} 36' 0''$ W y $78^{\circ} 33' 0''$ W.



CAPÍTULO 2

FUNDAMENTOS TEÓRICOS

2.1. Índice de calidad

2.1.1. Definición de índice de calidad del agua.

Un índice de calidad de agua, consiste en una expresión simple de una combinación más o menos compleja de un número de parámetros, los cuales sirven como una medida de la calidad del agua. El índice puede ser representativo por un número, un rango, una descripción verbal, un símbolo o un color. Su ventaja radica, en que la información puede ser fácilmente interpretada por una lista de valores numéricos. Consecuentemente, un índice de calidad de agua es una herramienta comunicativa para transmitir información de las condiciones del cuerpo hídrico (Sierra Ramírez, 2011, pág. 149).

2.1.1.1. Criterios de calidad del agua

El agua de acuerdo a la calidad determinada mediante la observación científica de los efectos sobre los organismos propios del agua y de acuerdo con las condiciones locales. Según la investigación de Sierra (2013) recomienda que los usos, sean realistas y aplicables a las condiciones del área de influencia de acuerdo al origen de estas clasificándolas de la siguiente manera.

2.1.1.1.1. Drenaje (transporte de desechos).

La principal función de una corriente de agua es como medio natural de transporte de las aguas de escorrentía, dependiendo de las propiedades hidráulicas del cauce (dimensiones, pendiente y rugosidad). En general, el criterio consiste en exigir que los causes de las corrientes de agua y los embalses y lagos estén libres de materiales de gran tamaño que obstruyeran el flujo del agua o disminuyan la capacidad de transporte y almacenamiento (Sierra Ramírez, 2011, pág. 122).

2.1.1.1.2. Descarga o eliminación de desechos

Se refiere a la utilización de un río o cuerpo de agua superficial para recibir, transportar y asimilar los desechos producidos por las actividades humanas. La capacidad de regeneración o de autodepuración que tienen los ríos los hace particularmente aptos para este uso, dependiendo de la cantidad de seres vivos presentes en el agua que utilizan (consumen) la materia orgánica para realizar sus funciones vitales (respirar, reproducción, etc.). Este fenómeno se deriva de la capacidad del agua para disolver o capturar de la atmósfera el oxígeno necesario para oxidar o degradar la materia orgánica presente. Cualquier cuerpo de agua puede ser utilizado para descargar o eliminar desechos. (Sierra Ramírez, 2011, pág. 122).

2.1.1.1.3. Riego

El uso del agua en riego, no solo debe estar basados en los efectos sobre las plantas y el consumidor final (hombre, animal, etc.), sino también en las consecuencias sobre el suelo, además se debe tener en cuenta que el agua para riego en la mayoría de los casos, no reciben ningún tratamiento antes de ser aplicados a los cultivos (Sierra Ramírez, 2011, pág. 126).

De acuerdo a los usos en listados anteriormente las características funcionales del sistema a evaluar, la calidad del agua será diferente, con respecto a lo mencionado no existe una variable o un parámetro físico, químico o biológico que permita definir la calidad del agua en un determinado tiempo o sitio (Sierra Ramírez, 2011, pág. 149).

2.1.1.2. Definición de aspectos relevantes.

A continuación se definen los parámetros fisicoquímicos y microbiológicos que fueron utilizados para calcular el ÍNDICE DE CALIDAD DEL AGUA (IQA) e ÍNDICE SIMULTANEO DE CALIDAD DEL AGUA (ISCA):

2.1.1.2.1. Conductividad (K).

La conductividad es una medida de la capacidad que tiene el agua para conducir la corriente eléctrica. La conductividad está relacionada por un parámetro llamado fuerza iónica que viene determinado por la

concentración y la carga de cada ion presente en el agua (Fraume Restrepo, 2008, pág. 110).

2.1.1.2.2. Demanda biológica de oxígeno 5 (DBO₅).

Oxígeno disuelto y requerido por los organismos para la descomposición aeróbica de la materia orgánica presente en el agua. Indica la porción en que desaparece el oxígeno de una muestra de agua y es utilizado como un indicador de la calidad del agua de efluentes residuales. Los datos utilizados para los propósitos de esta clasificación deberán ser medidos en 20°C (grados Celsius) y por un periodo de 5 días (Fraume Restrepo, 2008, pág. 136).

2.1.1.2.3. Demanda química de oxígeno (DQO).

Se abrevia DQO, es la concentración de la masa de oxígeno consumida por la descomposición química de la materia orgánica e inorgánica. Tanto la DQO como la DBO, determinan el grado de contaminación en un cuerpo de agua. Los datos utilizados para el propósito de esta clasificación de grado de contaminación deberán ser medidos a través de consumo de permanganato de sodio (Fraume Restrepo, 2008, págs. 139-140).

2.1.1.2.4. Coliformes totales (número más probable NMP).

Todos los coliformes presentes en una muestra de agua” (Fraume Restrepo, 2008, pág. 104). “Grupo de bacterias que pueden ser de origen fecal o ambiental y se utilizan como indicadores de la posible presencia en el agua de organismos que ocasionan enfermedades (Romario Rojas, 2009, pág. 45).

2.1.1.2.5. Oxígeno disuelto (OD).

Es la concentración de oxígeno existente a determinadas condiciones de presión y temperatura, en un muestra de líquida proveniente de líquidos residuales o de cuerpo de agua. Cantidad de oxígeno en forma de gas presentes en el agua o en las aguas negras. El oxígeno disuelto

en los líquidos asegura la degradación de la materia orgánica. Su concentración es el líquido y es expresada normalmente en ppm. La solubilidad del oxígeno en el agua depende de la temperatura ya que a mayor temperatura menor oxígeno se disuelve. Por otra parte si el agua está contaminada tiene muchos microorganismos y materia orgánica y la gran actividad respiratoria disminuye el oxígeno disuelto (Sierra Ramírez, 2011, pág. 320).

2.1.1.2.6. Potencial de hidrogeno (pH).

Es la medida de acidez o alcalinidad de una sustancia, que se representa sobre una escala numérica que va de cero (0) a catorce (14). Concentración de los iones hidrogeno (H^{++}) de una solución, expresada por convención como el cologaritmo o logaritmo negativa, en base 10, de la propia concentración (Fraume Restrepo, 2008, pág. 333).

2.1.1.2.7. Sólidos sedimentables.

“Cantidad de materia o sustancias sedimentables en el fondo de un cuerpo de agua o partículas gruesas que se encuentran en un volumen determinado de líquido que se depositarán por gravedad.” (Romario Rojas, 2009, pág. 50).

2.1.1.2.8. Sólidos suspendidos.

“Cantidad de material o sustancias suspendido o presentes en el agua o cantidad de partículas flotantes o suspendidas en la columna de agua que pueden ser separadas del líquido por medio de medios físicos como la filtración.” (Romario Rojas, 2009, pág. 51).

2.1.1.2.9. Temperatura.

“Es una medida del calor o energía térmica de las partículas en una sustancia, el factor físico que mide el contenido calorífico de un cuerpo y del aire” (Fraume Restrepo, 2008, pág. 429).

2.1.1.2.10. Turbiedad.

“Capacidad que tiene el material suspendido en el agua para obstaculizar el paso de la luz” (Sierra Ramírez, 2011, pág. 45).

2.1.2. Metodología de índice de calidad de agua.

Se utiliza para establecer el rango en el cual, deben estar los parámetros de calidad en cualquier corriente de agua, para lograr un uso que no represente un riesgo para la salud humana ni para los recursos naturales (Sierra Ramírez, 2011, pág. 150).

La generación del índices de calidad de agua es necesaria en muchos estudios, permitiendo asociar la concentración de un determinado parámetro o variable, con la calidad del agua, a un determinado uso benéfico, dependiendo de si el agua, se va a utilizar para consumo humano, riego, transporte de mercancías, fomento de la vida de los peces o mantenimiento del ecosistema con todas sus características funcionales (Sierra Ramírez, 2011, pág. 120).

2.1.2.1. Construcción del índice de calidad del agua IQA

La respectiva construcción del IQA, representara las propiedades fisicoquímicas y biológicas predominantes en la zona de estudio o cuerpo de agua, para realizar el IQA (Sierra Ramírez, 2011, pág. 153).

2.1.2.1.1. Primer paso.

El IQA es utilizado como herramienta de gestión para mejorar la calidad del agua, mostrando el estado de contaminante del recurso hídrico, para determinar el valor en el tramo específico de la corriente de estudio. Mostrando la tendencia de la dispersión de contaminantes (Sierra Ramírez, 2011, pág. 153).

2.1.2.1.2. Segundo paso.

En este paso se eligió los parámetros más importantes, para la realizar el IQA, también se relaciona de acuerdo al presupuesto, disponible para la zona de estudio (Sierra Ramírez, 2011, pág. 153).

Se consideró los siguientes aspectos fisicoquímicos, biológicos y no acuáticos, en los parámetros del índice de calidad:

1. Demanda Biológica de Oxígeno quinto día (DBO₅)

2. Demanda Química de Oxígeno (DQO)
3. Coliformes fecales (número más probable NMP)
4. Oxígeno Disuelto (OD)
5. Potencial de Hidrogeno (pH)
6. Sólidos Sedimentables
7. Sólidos Suspendidos
8. Temperatura
9. Turbiedad

2.1.2.1.3. Tercer paso construcción de la ecuación

“Una vez seleccionados los parámetros se generó el índice y a su vez se debe elaborar la ecuación matemática para calcular el valor del índice” (Sierra Ramírez, 2011, pág. 154).

Para la construcción de la ecuación se procede de la siguiente manera:

1. Se estableció el rango de valor del IQA, en una escala de cero (0) a cien (100).
2. Se agruparon los parámetros a las variables seleccionadas en los términos que se evaluaron.
 - 2.1. Término de carga orgánica: demanda química de oxígeno y demanda química biológica ($DBO_5 * DQO$).
 - 2.2. Término efecto recuperador: oxígeno disuelto (OD).
 - 2.3. Término de contaminación fecal: coliformes totales (CF).
 - 2.4. Término aspectos estéticos: sólidos suspendidos, sólidos sedimentables y turbiedad ($SS * SD * Tur$).
 - 2.5. Término de cambio químico: potencial de hidrogeno (pH).
 - 2.6. Término de medio ambiente: temperatura (T).

Ya escogidos los parámetros o variables, que se utilizó en la ecuación se le asignó a cada término un peso, el valor del IQA de acuerdo al valor previamente establecido de cero (0) a cien (100).

$$IQA = a * (DBO_5 * DQO) + b * (OD) + c * (CF) + d * (SS * SD * TUR) + e * (pH) + f * (T).$$

Donde:

DBO₅ = Demanda Biológica de Oxígeno quinto día (0 a 100).

DQO = Demanda Química de Oxígeno (0 a 100).

CF = Coliformes fecales (0 a 100).

OD = Oxígeno Disuelto (0 a 100).

pH = Potencial de Hidrogeno (0 a 100).

SD = Sólidos Sedimentables (0 a 100).

SS = Sólidos Suspendidos (0 a 100).

T = Temperatura (0 a 100).

TUR = Turbiedad (0 a 100).

2.1.2.2. Asignación de valores cuantitativos

El valor de cada uno de los componentes del IQA, tienden a una situación de simplificarse con los términos de bueno y malo. Los parámetros son medibles cuantitativamente o cualitativamente, su valor es de diversificación muy variable de acuerdo a las condiciones ambientales y el grado de afectación de contaminación en la microcuenca (Sierra Ramírez, 2011, pág. 157). Para la consideración del IQA se estableció la base de las normas y criterios de la calidad que les asignan un valor de acuerdo a los factores de normalización explicados en la siguiente tabla.

Tabla 1. Factores de normalización IQA.

Factor de Normalización											
Parámetro	100	90	80	70	60	50	40	30	20	10	0
DBO ₅	$DBO = -0,05 + 0,7 \cdot \log(DBO, \text{mg/l})^2$, si $DBO_5 > 30 \gg 0$; si $DBO_5 < 2 \gg 1$										
DQO	$A = 30 - DQO - Mn$ si $DQO - Mn \leq 10 \text{ mg/l}$. $A = 21 - (0,35 \cdot DQO - Mn)$ si $60 \text{ mg/l} \geq DQO - Mn > 10 \text{ mg/l}$. $A = 0$ si $DQO - Mn > 60 \text{ mg/l}$.										
pH	7	7-8	7-8,5	7-9	6,5	6-9,5	5-10	6-11	3-12	2-13	1-14
Sólidos Suspendidos	< 250	< 750	< 1000	< 1500	< 2000	< 3000	< 5000	< 8000	< 12000	≤ 20000	> 20000
Sólidos Sedimentables	< 250	< 750	< 1000	< 1500	< 2000	< 3000	< 5000	< 8000	< 12000	≤ 20000	> 20000
Coliformes totales	< 0,5	< 2	< 3	< 4	< 5	< 6	< 8	< 10	< 12	≤ 15	> 15
Temperatura	21/16	22/15	24/14	26/12	28/10	30/05	32/0	36/-2	40/-4	45/-6	>45/<-6
Turbidez	< 5	< 10	< 15	< 20	< 25	< 30	< 40	< 60	< 80	≤ 100	>100
OD	$OD = 1 - (0,01 + (OD, \%)^2)$										

Nota. OD; Oxígeno disuelto. DBO₅; Demanda biológica de oxígeno 5. DQO; Demanda química de oxígeno. pH; Potencial del hidrogeno. mg/l; miligramos sobre litro. Mn; muestra normalizada.

Fuente: (Sierra Ramírez, 2011, pág. 158); (Miliarium Aureum, S.L, 2004).

2.1.2.3. *Rango de calidad en IQA*

La valoración del índice de calidad permite obtener el índice de calidad del agua. De acuerdo al valor determinado por el índice es posible clasificar la calidad del agua y determinar la contaminación sufrida por esta (Sierra Ramírez, 2011, pág. 156). A continuación se detallan las diferentes categorías de calidad establecidas para evaluar los cuerpos de agua superficial de la microcuenca Quebrada Ortega.

Tabla 2. *Valor de acuerdo al IQA.*

Valor IQA	Convención	Significado
91 – 100	Azul	Recurso hídrico en estado natural. Agua de muy buena calidad.
71 – 90	Amarillo	Recurso hídrico levemente contaminado. Agua buena calidad.
51 – 70	Verde	Recurso hídrico regularmente contaminado. Agua regularmente contaminada.
25 – 50	Naranja	Recurso hídrico contaminado. Agua altamente contaminada
0 – 24	Rojo	Recurso hídrico muerto. Se ha sobrepasado la capacidad de auto depuración del recurso.

Nota. Fuente: (Sierra Ramírez, 2011, pág. 157).

2.1.2.4. *Ventajas del IQA.*

Las ventajas de realizar el índice de calidad de aguas, ayuda en la evaluación de los parámetros fisicoquímicos mejorando la predicción de los cambios temporales en el espacio bien detallados, ayudando en el aumentando de la determinación de los contaminantes. También se pueden saber los flujos de los contaminantes y su accionar en el flujo de la corriente (Sierra Ramírez, 2011, pág. 160).

2.1.2.5. *Inconvenientes del IQA.*

Los inconvenientes del índice de calidad de agua son las limitaciones en la detección de los microcontaminantes, así también disminuyendo la presión por los cambios bruscos en las condiciones al momento de recolectar las muestras, adicionalmente se expone constantemente a la contaminación de las muestras, el realizar este método representa un costo económico elevado (Sierra Ramírez, 2011, pág. 160).

2.1.3. Construcción del índice simultaneo de calidad del agua (ISCA)

El ISCA, se trata de una herramienta que permite estimar las diferentes tendencias de la variación de la calidad del agua en diferentes puntos y tiempo para evaluar el impacto de las descargas sobre la calidad fisicoquímica del agua (Saracho, Segura, Rodríguez, & Zalazar, 2006, pág. 32).

2.1.3.1. Ecuación de formación

El ISCA está conformado por una ecuación de cinco (5) parámetros, que ayudan a evaluar la calidad ambiental del agua.

$$ISCA = T (A + B + C + D)$$

Donde:

T = temperatura del río (°C).

A = Demanda química de oxígeno (mg/l).

B = Sólidos en suspensión (mg/l).

C = Oxígeno disuelto (mg/l).

D = Conductividad (μS/cm).

2.1.3.2. Asignación de valores cuantitativos

El valor de cada uno de los componentes del ISCA, son de acuerdo a los parámetros medibles cuantitativamente o cualitativamente, su valor es de variación inconstante de acuerdo a las condiciones ambientales (Saracho, Segura, Rodríguez, & Zalazar, 2006, pág. 29). En la construcción del ISCA se estableció a base de las normas y criterios de la calidad, que se asignen, un valor de acuerdo a los factores de normalización explicados en la siguiente tabla.

Tabla 3. *Factor de normalización ISCA.*

Parámetro	Calculo de normalización
Temperatura °C.	$T \leq 20 \rightarrow T = 1$ $20 < T \leq 36 \rightarrow T = 1 - (T - 20) \cdot 0,0125$ $T > 36 \rightarrow T = 0,8$
DQO mg/l.	$DQO \leq 5 \rightarrow A = 30 - TOC$ $12 \geq DQO > 5 \rightarrow A = 21 - (0,35 \cdot DQO)$ $DQO > 12 \rightarrow A = 0$
Sólidos suspendidos mg/l.	$SS \leq 100 \rightarrow B = 25 - (0,15 \cdot SS)$ $100 < SS < 250 \rightarrow B = 17 - (0,07 \cdot SS)$ $SS > 250 \rightarrow B = 0$
Oxígeno disuelto mg/l.	$OD < 10 \rightarrow C = 2,5 \cdot OD$ $OD \geq 10 \rightarrow C = 25$
Conductividad μS/cm.	$Conductividad < 200 \rightarrow D = 20$ $Conductividad \leq 4.000 \rightarrow D = (3,6 - \log C) \cdot 15,4$ $Conductividad > 4.000 \rightarrow D = 0$

Nota. T; temperatura. DQO; Demanda química de oxígeno. mg/l; miligramos sobre litro. SS; Sólidos suspendidos. OD; Oxígeno disuelto. μS/cm; micro siemens sobre centímetro. Log C; Logaritmo en base 10 de la concentración.

Fuente: (Bayo Bernal, 2013, pág. 7).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

2.1.3.3. *Rango de calidad*

En Función a los parámetros previamente establecidos el valor del ISCA, varía entre cero (0) y Cien (100). Cuanto mayor es el índice mejor es la calidad del agua. El agua para todos los usos debe tener un ISCA superior a 85 y por debajo de 30 no es apta para ningún uso (Bayo Bernal, 2013, pág. 30).

Tabla 4. *Valor de acuerdo al ISCA.*

Valor ISCA	Convención	Significado
85 – 100	Azul	Recurso apto para todo tipo de consumo y uso.
58 – 84	Verde	Recurso apto para uso agrícola y riego.
31 – 57	Naranja	Recurso apto para uso solo en corrientes.
0 – 30	Rojo	Recuso no apto para ningún consumo.

Nota.

Fuente: (Bayo Bernal, 2013, pág. 7).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

2.1.3.4. *Ventajas del ISCA*

Se caracteriza el método por la fácil determinación de los parámetros, con la factibilidad de ser pocos los que intervienen, generando una buena correlación en general con los índices los demás índices (Saracho, Segura, Rodríguez, & Zalazar, 2006, pág. 30).

2.1.3.5. *Inconvenientes del ISCA*

El método no contempla la aplicación de nutrientes, ni tóxicos presentes en el agua, también no se contempla el contenido de sólidos suspendidos empeora los valores notablemente después de la toma de las muestras (Bayo Bernal, 2013, pág. 7).

2.2. Geoestadística

La Geoestadística, tiene como objetivo el caracterizar e interpretar el comportamiento de los datos que se encuentran distribuidos espacialmente en variables regionalizadas. Lo que implica el análisis y la estimación de fenómenos espaciales o temporales tales como; calidades de los metales, porosidad, concentración de contaminantes (Chica Olmo, 2005, pág. 49).

Es una rama de la estadística, que trata los fenómenos espaciales que ofrece una herramienta de manera de describir la continuidad espacial, generando un rango distintivo esencial de muchos fenómenos naturales proporcionando adaptaciones de la técnicas clásicas de regresión, complementado de la aplicación de la teoría de probabilidades a la estimación de las variables espaciales (Giraldo Henao, 2005, pág. 17).

La modelación espacial es parte de la adición de materias como la estadística, geología, manejo y tratamiento de suelos, recursos hidrológicos y contaminación del aire así como unión de las carreras de agronomía e ingeniería ambiental y las demás ciencias que trabajen con los datos colectados, ubicadas en diferentes locaciones espaciales, ayudando a desarrollar el modelado que indican la dependencia entre las medidas de los diferentes sitios, al realizar la modelación concierne en la predicción espacial (Giraldo Henao, 2005, pág. 17).

Para poder entender la geoestadística y sus diferentes modelos de interpolación se debe comprender los siguientes postulados.

2.2.1. Estadística o análisis de datos

Se trata de la ciencia utilizada para la toma de decisiones en situaciones de incertidumbre, la estadística se encarga de diseñar, recolectar, describir, analizar e interpretar la información, constituyendo la metodología científica principal permitiendo transformara los datos en información (Quezada, 2010, pág. 17).

Mediante el uso de la estadística permiten realizar inferencias y deducir las conclusiones a partir de la información recolectada de la cual podemos distinguir tres grandes etapas:

2.2.1.1. *Diseño*

Durante la etapa se define como desarrollar la investigación con el fin de responder las preguntas que dieron origen a la investigación, con un buen diseño se puede ahorrar esfuerzos en las etapas superiores y reducen el análisis a un más sencillo. Si se realiza mal esta fase se pueden incurrir en toma de datos errónea o incorrecta ocasionando la incapacidad de resolver las preguntas que originaron la investigación (Quezada, 2010, pág. 17).

2.2.1.2. *Descriptiva*

La fase de estadística descriptiva o análisis exploratorio de datos, ayudo a comprender la estructura de los datos, a manera de detectar el patrón de comportamiento de los datos, esto se realizó mediante gráficos de sencilla realización e interpretación, al explorar los datos permitiendo determinar los errores inesperados, ayudando a deducir el método estadístico, al finalizar esta etapa se obtendrán las conclusiones válidas (Quezada, 2010, pág. 17).

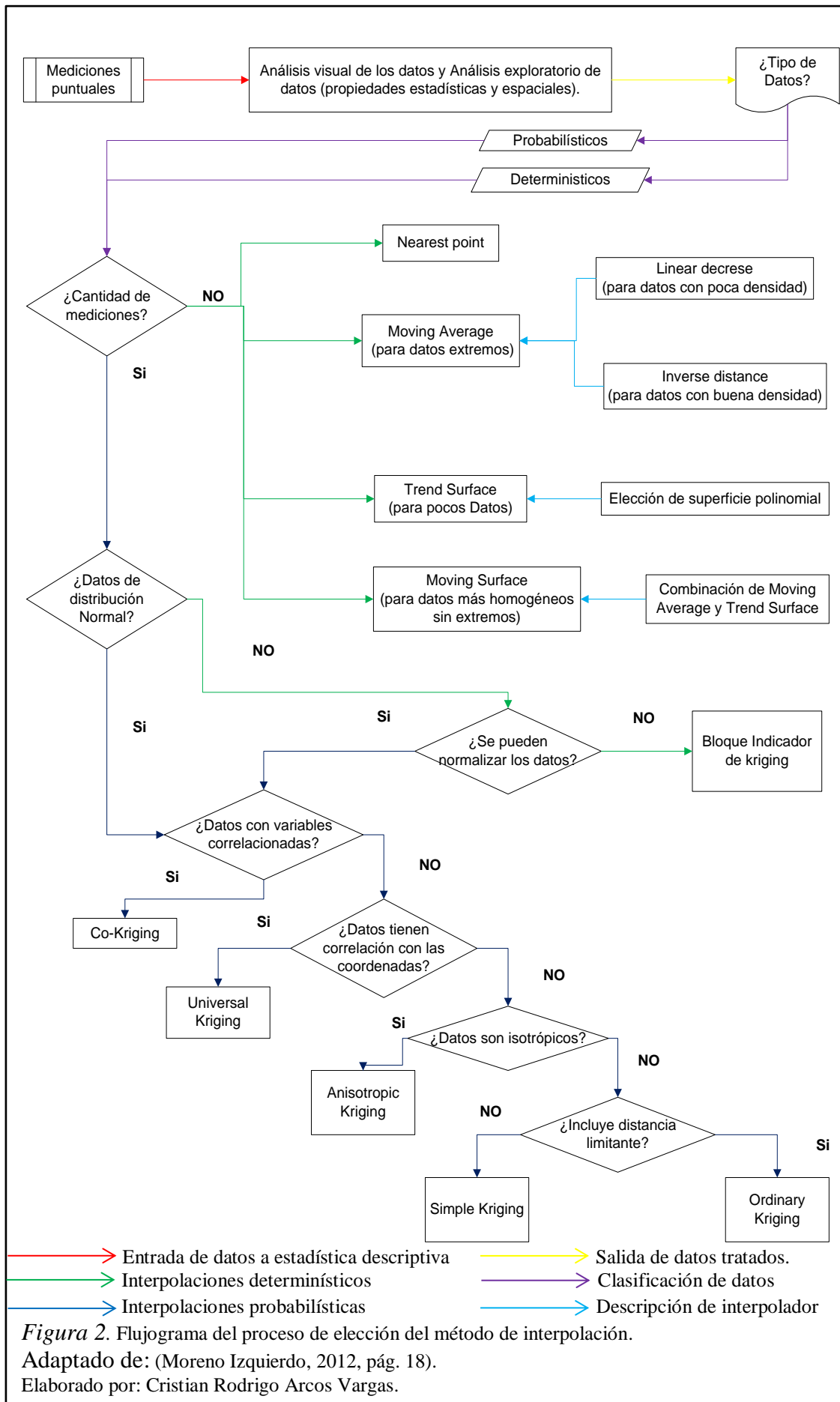
2.2.1.3. *Inferencia*

Permitiendo realizar predicciones y estimaciones para deducir las hipótesis relativas de los datos, las estimaciones son variadas y afectadas por errores, se utilizó los métodos estadísticos, aplicados en los datos obtenidos a partir de las muestras aleatorias, permitiendo cuantificar el error (Quezada, 2010, pág. 18).

Una vez realizado el entendimiento de las diferentes fases de la estadística y los posibles problemas que pueden ocurrir durante la realización del proceso estadístico se procede a realizar el análisis estructural de los datos.

2.2.2. Análisis estructural de datos

El análisis estructural de datos consistió en la elección del mejor modelo de interpolación adecuado a los datos georreferenciados y las muestras puntuales tomadas de acuerdo al siguiente flujograma.



Las muestras tomadas para el proceso de interpolación deben ser georreferenciadas, es decir ocupar un lugar en el espacio y las mismas deben ser tomadas mediante muestras puntuales; están indican las cualidades específicas del punto en el espacio.

2.2.2.1. Conceptos estadísticos y probabilidad

Antes de iniciar el proceso de interpolación durante el análisis exploratorio de datos se debe realizar el análisis de los datos mediante las herramientas estadísticas explicadas a continuación:

2.2.2.1.1. Media

Es el valor medio ponderado de la serie de datos dados (Quezada, 2010, pág. 43).

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

2.2.2.1.2. Mediana

Es el valor de la serie de datos ordenados ascendentemente o descendentemente que se sitúa justamente en el centro de la muestra (un 50% de valores son inferiores y otros 50% son superiores) (Quezada, 2010, pág. 47).

$$M = X \frac{n+1}{2}$$

2.2.2.1.3. Desviación estándar

Se calcula como raíz cuadrada de la varianza en cualquiera cantidad de datos (Quezada, 2010, pág. 53).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (X_i - u)^2}{n}}$$

2.2.2.1.4. Varianza

Mide la distancia existente entre los valores de la serie y la media, se calcula como sumatorio de las diferencias al cuadrado en cada valor y la media, multiplicadas por el número de veces que se ha repetido cada valor (Quezada, 2010, pág. 52).

$$V = \frac{\sum (X_i - u)^2}{n}$$

2.2.2.1.5. Valor inesperado

Otra forma de expresar la media de un conjunto de variables aleatorias es a través del uso del término “valor esperado”; variable aleatoria discreta de X que tiene la probabilidad de distribución dada (Quezada, 2010, pág. 54).

$$E[X] = \sum_x xp(x) = u$$

2.2.2.1.6. Covarianza

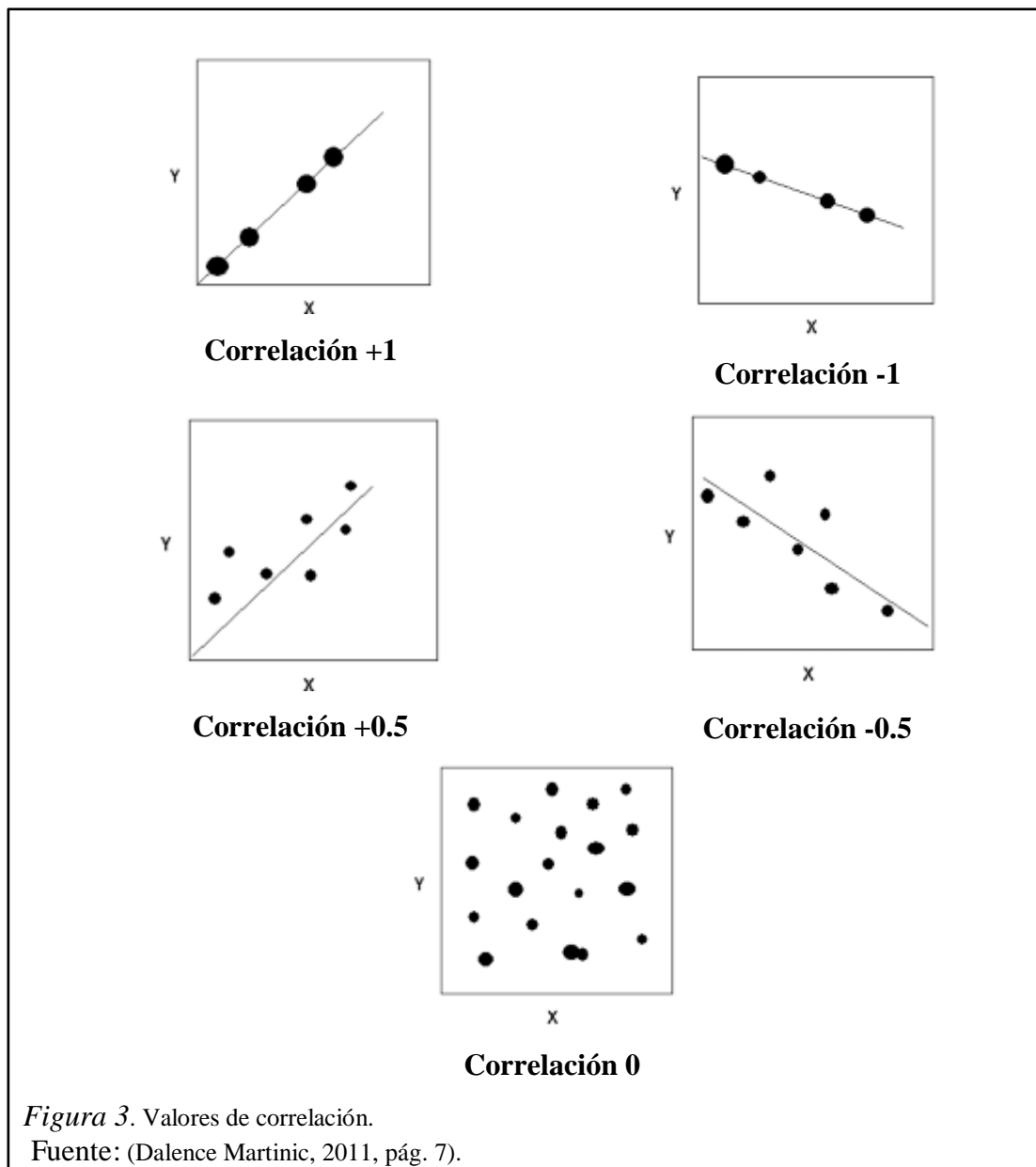
Función de dos variables que es comúnmente de interés en problemas estadísticos y probabilísticos, ayuda a evaluar la relación entre las variables (Dalance Martinic, 2011, pág. 5).

$$Cov(X_1X_2) = E[(X_1 - u_1)(X_2 - u_2)]$$

2.2.2.1.7. Correlación

Se trata de la covarianza es medida en unidades del cuadrado de las unidades originales de la medición de acuerdo a las unidades de la variable analizada se recomienda transformar la covarianza en unidades sin medidas llamada el coeficiente de correlación entre los rangos de -1 y +1 (Dalance Martinic, 2011, pág. 6).

$$Corr(X_1X_2) = \frac{Cov(X_1X_2)}{\sqrt{V(X_1)V(X_2)}}$$



2.2.2.1.8. Función de autocorrelación

Se consideró la serie de datos en función del tiempo o espacio la correlación se puede calcular entre los puntos de series y todas sus vecindades a cierta distancia h o tiempo τ , o la diferente entre ellos, la función de autocorrelación (es un coeficiente, que correlaciona dos valores de la misma variable en tiempos X_i , $X_i + k$; su propósito es detectar que no exista azar en los datos e identificar un modelo de serie de tiempo apropiado si los datos no son al azar) para una serie en el tiempo (Dalance Martinic, 2011, pág. 7).

$$R_{XX}(\tau) = E[Z_k(t)Z_K(t + \tau)]$$

Mientras que para una serie de datos sobre un eje X dado, la expresión sería (Dalance Martinic, 2011, pág. 7).

$$R_{XX}(\tau) = E[Z_k(X)Z_K(X + h)]$$

Para una serie de valores discretos de tiempo con un espaciamiento Δt , la función de autocorrelación puede ser evaluada (Dalance Martinic, 2011, pág. 7)

$$R_{XX}(\tau) = R_{XX}(r\Delta t) = \frac{1}{N-r} \sum_{n=1}^{N-r} Z_n Z_{n+r}$$

Donde el retardo (lag) τ está determinado por r (Dalance Martinic, 2011, pág. 7) .

2.2.2.1.9. Función de (auto) covarianza

La función de (auto) covarianza $C_{XX}(\tau)$ se define como el retardo (lag) τ , puede ser reemplazado por supuestos, dependiendo de la serie de datos, para un retardo y desplazamiento cero $C_{XX}(0)$ es igual a la varianza de los datos σ^2 . Si la media o valor esperado de una serie de datos es cero, entonces las funciones de autocorrelación covarianza tiene el mismo valor (Dalance Martinic, 2011, pág. 8).

$$C_{XX}(\tau) = R_{XX}(\tau) - \mu_x^2$$

2.2.2.1.10. Coeficiente de Kurtosis

Describe el grado de esbeltez de una distribución con respecto a la distribución normal.

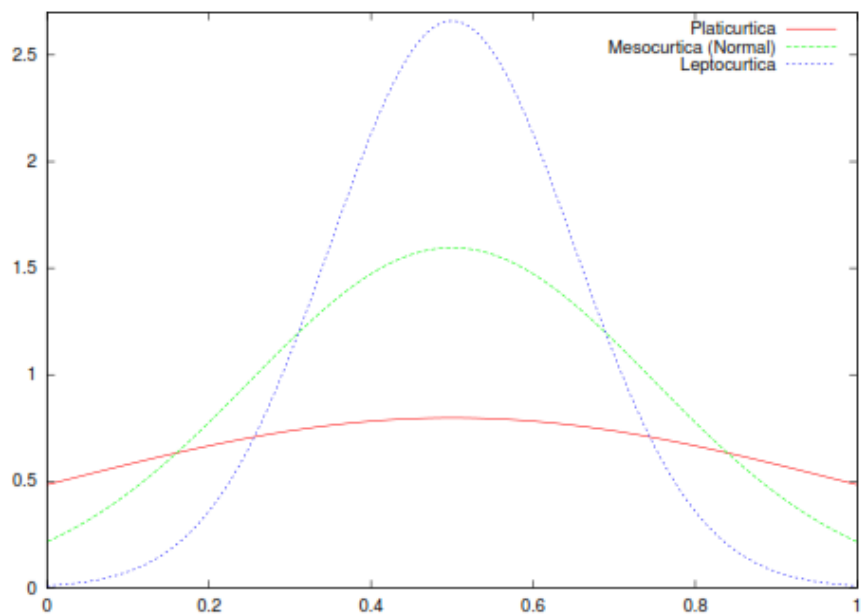


Figura 4. Disposición grafica de acuerdo al coeficiente de Kurtosis.

Fuente: (Colell, Uribe, & Chale, 2010, pág. 20).

La distribución normal tiene kurtosis igual a tres, es llamada mesocúrtica. A las distribuciones más agudas, con colas relativamente anchas, se las llama leptocúrtica, tienen valores de kurtosis mayores que tres, y las distribuciones achatadas en el centro se llaman platicúrticas, tienen valores menores (Colell, Uribe, & Chale, 2010, pág. 20).

2.2.2.1.11. Cuartiles

Son los 3 valores que distribuyen la serie de datos, ordenando las de forma creciente o decreciente, cuatro tramos iguales en los que cada uno de ellos concentra los datos de un 25% del total de la muestra tomada (Quezada, 2010, pág. 50).

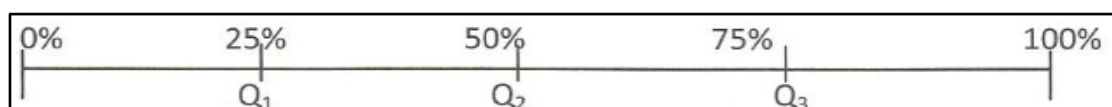


Figura 5. División de cuartiles.

Fuente: (Quezada, 2010, pág. 50).

Para el cálculo de los datos intervalos de clase se utiliza la siguiente fórmula:

$$Q_i = LI_{Q_i} + C_{Q_i} \left[\frac{\frac{i}{100} - H_{k-1}}{H_K - H_{k-1}} \right]$$

2.2.2.1.12. Pruebas de normalidad o bondad de ajuste

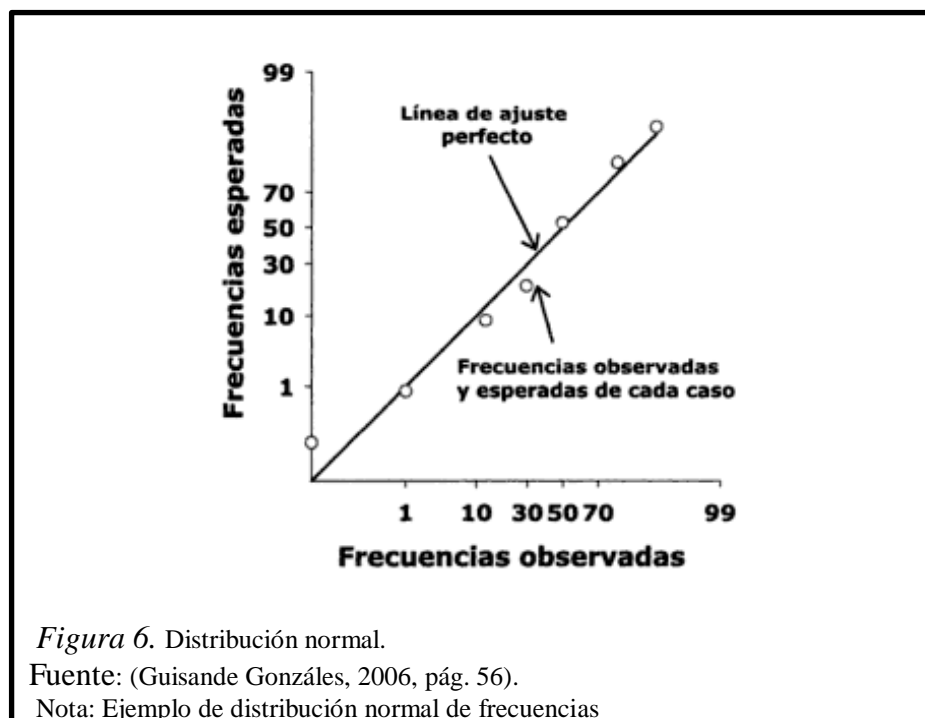
Permite establecer la inferencia estadística paramétrica de las muestras, de las poblaciones con distribuciones conocidas, es recomendable asegurarse que la posición sea válida para la muestras, para ello se dispone de un conjunto de pruebas de las características peculiares (Mohn Razali & Bee Wah, 2011, pág. 22).

- Prueba de Shapiro-Wilk.

Es una de las pruebas con mayor sensibilidad a la no normalidad para realizar esa prueba no es necesario calcular la media, la varianza de los datos, para incluirse en la hipótesis, cuando se trabaja con número pequeño de datos al ajustar los datos en una recta probabilístico normal (Guisande Gonzáles, 2006, pág. 56).

$$W = \frac{1}{\sum_{j=1}^n (X_j - \mu)^2} \left[\sum_{j=1}^h a_{j,n} (X_{(n-j+1)} - X_j) \right]^2$$

Donde n es el número de datos, X_j es el dato en orden ascendente de muestra que ocupa el lugar j , μ es la media, h es $n/2$ si n es par o $(n-1)/2$ si n es impar y $a_{j,n}$ es un valor tabulado α : asume el valor de 0,05% de incertidumbre (Guisande Gonzáles, 2006, pág. 56).



- Prueba de Anderson-Darling

El test de Anderson-Darling es un potente prueba paramétrica de los datos de una muestra provienen de una distribución espacial extrayendo la probabilidad al momento de aplicar y probar la distribución normal describe adecuadamente los el conjunto de datos. En su forma básica, la prueba asume que no existen parámetros a estimar en la distribución que se está probando, en cuyo caso la prueba y su conjunto de valores críticos siguen una distribución libre. Sin embargo, la prueba se utiliza con mayor frecuencia en contextos en los que se está probando una familia de distribuciones, en cuyo caso deben ser estimados los parámetros de esa familia y debe tenerse estos en cuenta a la hora de ajustar la prueba estadística y sus valores críticos (Marques Dos Santos , 2010, pág. 42).

$$A^2 = -N - S$$

$$S = \sum_{K=1}^N \frac{2k-1}{N} [\ln F(Y_k) + \ln(1 - F(Y_{N+1-k}))]$$

$$S = \sum_{k=1}^n S_k$$

El proceso estadístico de las pruebas se pueden comparar con las distribuciones del estado, estadístico de la prueba de normalidad (dependiendo que F se utiliza) para determinar el P-valor (Marques Dos Santos , 2010, pág. 42).

- Prueba de Jarque-Bera

Prueba de Jarque-Bera (1987), es una prueba en la que se considera los siguientes elementos para probar la normalidad de los errores de un modelo de regresión lineal.

$$y = X\beta + u$$

Donde $E[u] = 0 ; E[uu^\circ] = \sigma^2$

“Si u se encuentran normalmente distribuido, entonces” (Jarque & Bera, 1987, pág. 165).

$$\mu_3 = E[\mu_i^3] = 0$$

$$\mu_4 = [\mu_i^4] = 3\sigma^4$$

La prueba JB (Jarque-Bera) toma este principio, para el momento que se desvían los coeficientes de asimetría (A) y curtosis (K), las medidas convencionales de están representadas por (Jarque & Bera, 1987, pág. 165).

$$\sqrt{b_1} = \frac{\mu_3}{\sigma^3} \quad b_2 = \frac{\mu_4}{\sigma^4}$$

a notación antes expuesta es típica de la estadística y no se debe confundir con los estimadores del modelo (Vela Peón, 2010, pág. 7).

Los modelos señalados, $\sqrt{b_1} = A$ y $b_2 = K$, se pueden estimar a partir de los residuales de MCO considerando (Jarque & Bera, 1987, pág. 165).

$$\alpha_i = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \mu_t^i \quad \text{donde } i = 2,3,4$$

Los coeficientes de asimetría (A) son el tercer momento respecto a la media, aumentando el grado de simetría de la distribución de la probabilidad; mostrando el nivel de equilibrio o balance de los datos. Si los coeficientes son mayores a cero (o), la distribución es sesgada a la derecha, en consecuencia presenta mayor número de observaciones a la izquierda (Jarque & Bera, 1987, pág. 166).

$$A = \frac{\frac{\sum_{t=1}^T u_n^3}{n}}{\left(\frac{\sum_{t=1}^T u_t^2}{n}\right)^{\frac{3}{2}}}$$

El coeficiente de curtosis (k) es el cuarto momento de la media, mide el grado de apuntamiento de la distribución de probabilidad; mostrando la concentración de los datos. Cuando el coeficiente se encuentra centrado diferente a tres se posee un función mesocúrtica, la nuestra presenta problemas platocúrticas si $b_2 > 3$ o leptocúrtica si $b_2 < 3$ (Jarque & Bera, 1987, pág. 166).

$$K = \frac{\frac{\sum_{t=1}^T u_t^4}{n}}{\left(\frac{\sum_{t=1}^T u_t^2}{n}\right)^2}$$

Las ecuaciones A y K bajo la hipótesis nula de los errores se encuentran distribuidos normalmente, la prueba JB se distribuye asintóticamente como una X_2^2 , siendo igual (Jarque & Bera, 1987, pág. 166).

$$JB = T \left(\frac{\left(\frac{\sum_{t=1}^T \mu_t^3}{n} \right)^2}{(\sum_{t=1}^T \mu_t^2)^{3/2}} + \frac{\left(\frac{\sum_{t=1}^T \mu_t^4}{n} - 3 \right)^2}{\left[\frac{\sum_{t=1}^T \mu_t^2}{n} \right]^2} \right)$$

$$JB = T \left[\frac{A^2}{6} + \frac{(K - 3)^2}{24} \right]$$

- Prueba de Lilliefors

Lilliefors (LF) es una prueba modificada de la prueba de Kolmogorov-Smirnov, este tipo de test es apropiado para los parámetros de distribución de la hipótesis y completamente conocidos, la prueba de *KS* es apropiado en un situación en la que los parámetros de la distribución hipotética se conocen por completo. Sin embargo, a veces es difícil especificar inicialmente o completamente los parámetros como la distribución es desconocida. En este caso, los parámetros deben ser estimados en base a los datos de la muestra, cuando la estadística original de *KS* es utilizado en tal situación, los resultados pueden ser engañosos por lo que la probabilidad de error con el *KS*, se estiman los parámetros de prueba LF basado en la muestra (Mohn Razali & Bee Wah, 2011, pág. 23).

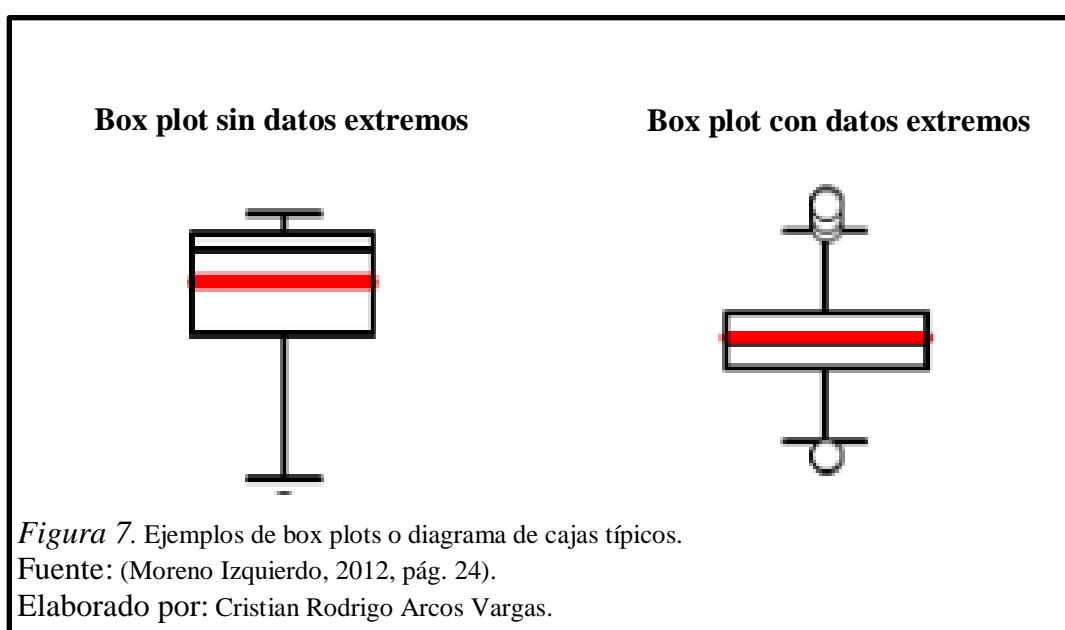
$$D = \max_x |F^*(X) - S_n(X)|$$

Donde $S_n(X)$ es una muestra funcional de distribución acumulativa y $F^*(X)$ es la función de distribución normal acumulativa (Mohn Razali & Bee Wah, 2011, pág. 23).

2.2.2.1.13. Diagramas de cajas o box plots

Es una forma eficaz que permite resumir gráficamente la distribución de los datos, mediante la utilización de los cuartiles superiores e inferiores de los datos para definir el rectángulo de la caja y la mediana es trazada por un segmento de línea horizontal dentro del área, desde la parte superior y lados menores del rectángulo y

líneas discontinuas se extienden a los llamados valores adyacentes o cercanos. El valor adyacente superior es el valor observado más grande siempre que la longitud de la línea discontinua es menor que 1,5 veces el rango intercuartil; de lo contrario, sólo dibujamos las líneas discontinuas 1,5 veces el rango intercuartil y trazamos todas las observaciones que exceden el punto adyacente superior como pequeños círculos o asteriscos. Exactamente el mismo procedimiento se sigue para el valor adyacente inferior. Si observaciones fuera del rango entre los valores adyacentes son conocidos como valores fuera del rango o datos extremos ya sean estos en la parte inferior o superior de la caja (Kitanidis, 2003, pág. 23).



2.2.3. Métodos de interpolación determinísticos

La palabra interpolación se deriva del latín inter “entre” y polire “pulir, refinar”, de esta manera refinar pero poniendo algo entre ellos, usando métodos estocásticos para la predicción espacial (Dalance Martinic, 2011, pág. 1).

Una de las fuentes más comunes de datos crudos para operaciones de sistema de información geográfica (SIG), consiste de datos puntuales, asumiendo la no familiarización con las técnicas de análisis espaciales, de valores y estimaciones conocidas como mediciones puntuales circundantes o de predicciones espaciales, las estructuras de correlación espacial internas de las variables de datos tomados (Dalance Martinic, 2011, pág. 1).

2.2.3.1. *Nearest point o punto más cercano*

Operador que asigna a los píxeles un nombre, clase un valor del punto más cercano de acuerdo a la distancia del espacio euclídeo, este método también se le conoce el de vecino más cercano o Thiessen. Los puntos en el mapa de entrada para la operación del punto más cercano en donde no necesariamente, requiere tener valores; También se aceptan los mapas de puntos (o atributo columnas) con una clase, de identidad o de dominio bool. (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

2.2.3.1.1. Algoritmo de interpolación

Para cada salida de pixel, se determinan las distancias euclidianas hacia todos los puntos. El valor del punto con la distancia más corta hacia un píxel de salida se asigna a este píxel de salida. En caso de que se utiliza la opción de distancia esférica, se calculan a partir de cada píxel de salida hacia todos los puntos de entrada.

- **Operación de punto más cercano frente a la operación Distancia**

El punto más cercano es la operación, así mismo, la operación a distancia tiene una opción para crear un mapa Thiessen. Cuando cada píxel en el mapa de salida es igualmente accesible, la operación de punto más cercano ofrece una forma rápida de obtener un mapa Thiessen de los datos de puntos. Además, como la operación de punto más cercano utiliza distancias euclidianas, la salida de la operación de punto más cercano puede ser algo más preciso que la salida de la operación a distancia que utiliza distancias aproximadas de trama. (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

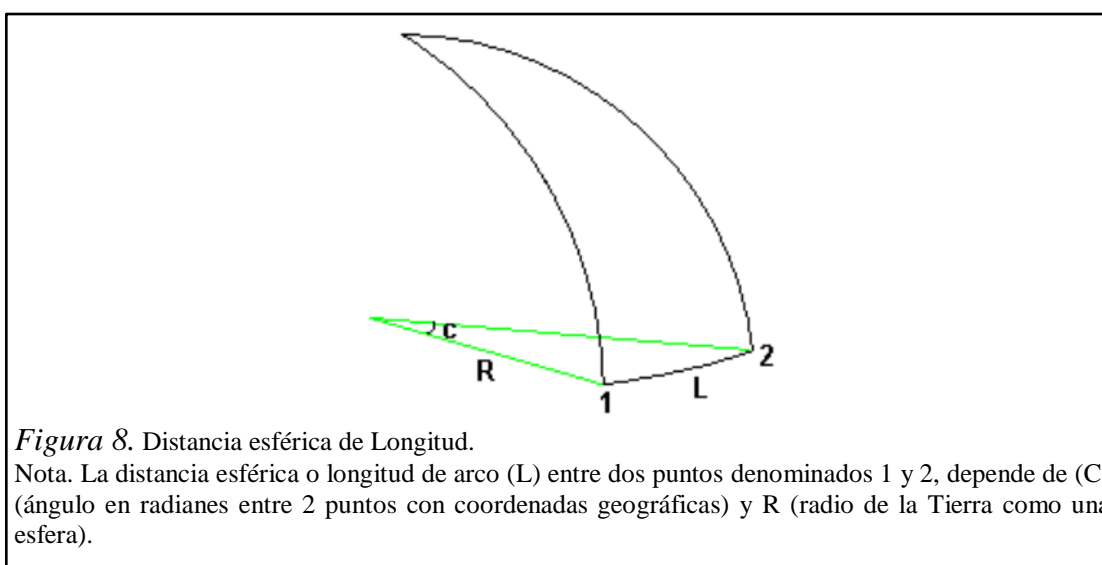
- **Distancia esférica**

“Consiste en las distancias oscilantes que se calculan sobre la esfera en lugar del plano” (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

“XY; las coordenadas de mapas vectoriales se convierten primero a latitudes y longitudes, mediante la proyección del sistema de coordenadas del mapa vectorial” (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

“XY; las coordenadas de mapas raster se convierten primero a latitudes y longitudes, utilizando la proyección del sistema de coordenadas de la georreferencia utilizado por el mapa raster” (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

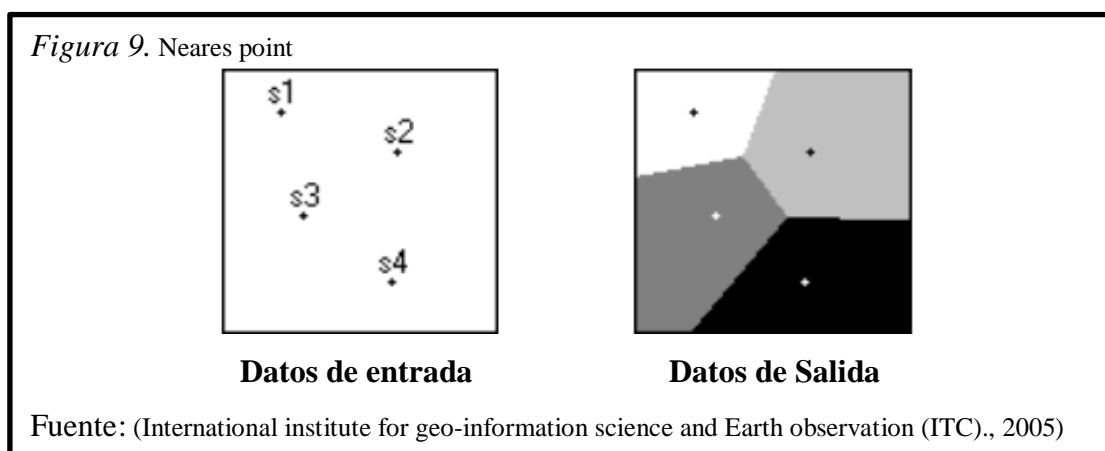
“Entonces, las distancias se calculan sobre una esfera con radio 6.371.007,0 m. Una esfera con este radio tiene un área igual a la del elipsoide WGS84” (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).



Entonces, la longitud del arco (L), es decir, la distancia esférica sobre un arco de círculo de menos de 180 (media circunferencia de la Tierra) se encuentra como:

$$L = c * R$$

Obteniendo los siguientes resultados del análisis de los datos



2.2.3.2. *Moving average o promedio móvil*

Interpolador que asigna valores ponderados en los píxeles de los puntos promediados. Los factores de peso para los puntos se calculan mediante una función de un peso específico asignado por el usuario. Los pesos pueden, aproximarse a la distancia inversa a un píxel de salida. La función de peso asegura que los puntos cercanos a un píxel de salida obtienen los pesos más grandes que los puntos que están más alejados (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

2.2.3.2.1. Algoritmo de interpolación

Se realiza un promedio ponderado de los valores de los puntos y devuelve un mapa raster como salida. El usuario tiene que especificar una función de peso y una distancia limitante, para cada píxel de salida, las distancias de todos los puntos hacia el píxel de salida se calculan para determinar los factores de peso para los puntos (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Para cada píxel de salida, los factores de peso para los puntos se calculan entonces de acuerdo con la función de peso especificado por el usuario. Dos funciones de peso están disponibles: distancia inversa y disminución lineal (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

- Inverse distance: $Peso = \left(\frac{1}{d^n}\right) - 1$
- Linear decrease: $Peso = 1 - d^n$

Donde:

$d = \frac{D}{D0}$; Distancia relativa del punto de píxel de salida

D = Distancia euclídea del punto de salida del pixel, cuando se utiliza la opción de distancia esférica, distancias (D) se calculan sobre la esfera usando la proyección del sistema de coordenadas que se utiliza por la georreferencia del mapa raster de salida (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

D0 = distancia límite

n = exponente de peso

La forma en que los valores de peso disminuyen al aumentar la distancia, para diferentes valores de n. Los ejes X representan d: la distancia de un punto hacia un píxel de salida dividida por la distancia límite. Los ejes Y representan los valores de peso calculados (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005). Se describe en la figura 10 y 11.

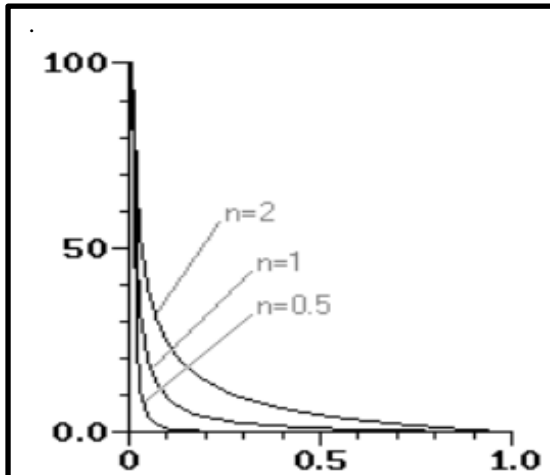


Figura 10. Inverse distance o distancia inversa
 Peso = $\left(\frac{1}{d^n}\right) - 1$
 X-axis: $d = \left(\frac{D}{D_0}\right)$
 Y-axis: valor del peso
 Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

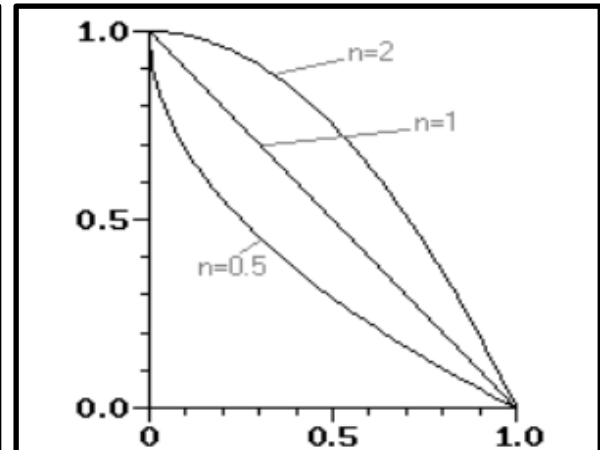


Figura 11. Linera decrease o disminución líneal.
 Peso = $1 - d^n$
 X-axis: $d = \left(\frac{D}{D_0}\right)$
 Y-axis: valor del peso
 Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Las funciones de peso aseguran que los puntos cercanos a un píxel de salida obtienen un valor de peso mayor que los puntos que están más lejos de un píxel de salida. Cuando la distancia de un punto hacia un píxel de salida es igual a la distancia límite (valor de 1,0 en el eje X), o cuando la distancia de un punto hacia un píxel de salida es mayor que la distancia límite, el valor de peso calculado será igual a 0; las funciones de ponderación son, por tanto es continuo. Para cada píxel de salida, se calcula como la suma de los productos de valores de peso calculados y los valores de punto, dividido por la suma de ponderaciones del valor de píxel de salida (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

$$\text{Valor de píxel de salida} = \frac{S(wi * vali)}{Swi}$$

Donde:

w_i = valor de peso para el punto i

val_i = valor del punto i

2.2.3.3. *Trend surface o superficie de tendencia*

Calcula los valores de píxeles mediante el ajuste de una superficie a través de todos los valores, presentes en el mapa de puntos. La superficie puede ser de primer orden hasta el sexto orden. Una superficie de tendencia puede dar una impresión general de los datos. La operación de superficie de tendencia es una interpolación punto que requiere un mapa de puntos como entrada y devuelve un mapa raster como salida. Una superficie polinómica se calcula un ajuste de mínimos cuadrados a nivel mundial se acerca todos los valores de los puntos en el mapa. Los valores de superficie calculados se asignan a los píxeles de salida (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

2.2.3.3.1. Algoritmo de interpolación

Debajo de las funciones y tipos de superficie se enumeran, así como el número mínimo absoluto de puntos que matemáticamente se requieren para adaptarse a una superficie tal. En general, se prefiere el uso de superficies simples, ya que estos producirán los valores extremos menos artificiales (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

- **Plano:** La superficie es un plano su fórmula de interpolación, $z = a + bx + cy$. Necesita un número mínimo de tres (3) puntos requerido (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).
- **Segundo grado lineal:** La superficie es plana sino inclinada, es decir, de primer plano de orden, su fórmula de interpolación: $z = a + bx + cy + dxy$, con número mínimo de cuatro (4) puntos requerido (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).
- **Segundo grado Parabólico:** La superficie es una superficie de polinomio de segundo orden con su fórmula de interpolación, $z = a + bx + cy + EX^2 + FY^2$, con un número mínimo de cinco (5) puntos requerido (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

- **Segundo grado:** La superficie es una superficie polinomial completa de segundo orden su fórmula de interpolación, $z = a + bx + cy + dxy + EX^2 + FY^2$, con un Número mínimo de seis (6) puntos requerido.
- **Tercer grado:** La superficie es una superficie polinomio de tercer orden su fórmula de interpolación, $z = a + \dots + gx^3 + hx^2y + ixy^2 + jy^3$, con un número mínimo de diez (10) puntos requerido.
- **Cuarto grado:** La superficie es una superficie polinomio de cuarto orden su fórmula de interpolación, $z = a + \dots + KX^4 + lx^3y + mx^2y^2 + nxy^3 + oy^4$, con un número mínimo de quince (15) puntos requerido.
- **Quinto grado:** La superficie es una superficie polinomio de quinto orden su fórmula de interpolación, $z = a + \dots + PX^5 + qx^4y + \dots + rx^3y^2 + uy^5$, con un número mínimo de veintiuno (21) puntos requerido.
- **Sexto grado:** La superficie es una superficie polinomio de sexto orden su fórmula de interpolación, $z = a + \dots + \dots + vx^6$, con un número mínimo de veintiocho (28) puntos requerido.

2.2.3.4. *Moving surface o superficie en movimiento*

Calcula un valor de píxel mediante la instalación de una superficie para cada píxel de salida a través de los valores de punto ponderados. Los factores de peso para los puntos se calculan mediante una función de peso especificado por el usuario. La función de peso asegura que los puntos cercanos a un píxel de salida obtienen los pesos más grandes que los puntos que están más lejos. Además, las funciones de ponderación se implementan de tal manera que los puntos que están más lejos de un píxel de salida de una distancia límite definido por el usuario pueden obtener el peso cero; Esto acelera el cálculo y evita errores (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Los cálculos para este proceso de interpolación son la unión del promedio móvil y la unión de superficie de tendencia.

2.2.3.4.1. Algoritmo de interpolación

La operación de superficie en movimiento es una interpolación de puntos que requiere un mapa de puntos como entrada y devuelve un mapa raster como salida. Para cada píxel de salida, una superficie polinomial se calcula mediante un método

de mínimos cuadrados ponderados acercarse a los valores de punto (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

- **Calculo de peso:** Para realizar el cálculo de pesos, se lo debe realizar de igual manera, que en método de interpolación del promedio móvil, según el algoritmo previamente especificado en el punto antes mencionado.
- **Calculo de puntos:** Para realizar el cálculo de puntos, se lo debe realizar de igual manera, que en método de interpolación de superficie de tendencia, según el algoritmo previamente especificado en el punto antes mencionado.

2.2.4. Métodos de interpolación probabilísticos

2.2.4.1. *Kriging*

Interpolador geoestadístico, es un estimador lineal insesgado, presenta dos propiedades básicas que son: Hacer que la suma de errores que tiendan a cero y que el cuadrado de las desviaciones sea mínimo. Interpolador de píxeles ponderados promedio de los valores de puntos, al igual que la operación mover media. Los factores de peso en Kriging se determinan usando un modelo especificado por el usuario semi-variograma (basado en la salida de la operación de correlación espacial), la distribución de puntos de entrada y se calculan de una manera tales que minimicen el error de estimación en cada píxel de salida (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

La aplicación se la realiza en dos etapas; la primera se cuantifica la estructura de los datos espaciales en la segunda se realiza la predicción, para el cálculo de cuantificar la estructura espacial se calcula el semi-variograma empírico y luego el semi-variograma teórico, mediante el ajuste del modelo de dependencia espacial (Cañada Torrencilla , 2008, pág. 834).

Tabla 5. *Tipos de Kriging y superficies que generan.*

Kriging y Cokriging	Predicciones	Errores típicos de la predicción	Mapas de cuantiles	Mapas de probabilidad	Errores típicos de los indicadores
Ordinario	X	X	X*	X*	
Universal	X	X	X*	X*	
Simple	X	X	X*	X*	
Indicador				X	X
Probabilidad				X	X
Disyuntivo	X ⁺	X ⁺		X ⁺	X ⁺

Nota. *Requiere la asunción de distribución multivariada normal

⁺Requiere la asunción de normalidad para los pares bivariados.

Fuente: (Cañada Torrencilla , 2008, pág. 836).

Kriging asume que el fenómeno estudiado toma valores (no necesariamente medidos), en el área de estudio, es decir tiene una continuidad espacial, este se acomoda apoyándose en modelos matemáticos y estadísticos que incluyen la probabilidad, también se calcula el error de la predicción el cual descansa en la noción de autocorrelación, el mismo que expresa en función de la distancia (Cañada Torrencilla , 2008, pág. 834).

Cuando hablamos de variables bidimensionales tenemos la covariancia es una medida de asociación entre las variables, la función tiene la desventaja de poseer las unidades de las variables que generan, no tener un estándar para la comparación, por ejemplo, si se calcula la covarianza entre X e Y, y encontramos el valor de 0,75 no se puede decir si las variables son muy positivos o ninguna asociación (Carvalho Guimarães, 2004, pág. 21).

En Promedio móvil, los factores de peso son simplemente determinados por las distancias de los puntos de entrada hacia un píxel de salida. En Kriging, sin embargo, los factores de ponderación se calculan mediante la búsqueda de los valores de semi-variograma para todas las distancias entre los puntos de entrada y mediante la búsqueda de valores de semi-variograma para todas las distancias entre un píxel de salida y todos los puntos de entrada; a continuación, un conjunto de ecuaciones

simultáneas tiene que ser resuelto. Cuando se utiliza la opción de distancia esférica, las distancias se calculan sobre la esfera utilizando la proyección del sistema de coordenadas que se utiliza por la georreferencia del mapa de salida (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Todos los valores de semi-variograma se calculan utilizando un modelo de semi-variograma especificado por el usuario (basándose en la salida de la operación de correlación espacial). Los factores de ponderación se calculan de tal manera que se minimice el error de estimación en cada píxel de salida. Kriging puede ser visto como un punto de interpolación, las estimaciones o predicciones se calculan como medias ponderadas de los valores de los puntos de entrada conocida, o similar a la operación promedio móvil, esta estimación se calcula, con un valor de píxel de salida, es una combinación lineal de factores de ponderación (w_i) y los valores de punto de entrada conocidos (Z_j) (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

$$\hat{Z} = \sum (w_i * Z_j)$$

En caso de que el valor de un píxel de salida sólo dependerá de 3 puntos de entrada, este sería el siguiente:

$$\hat{Z} = w_1 * Z_1 + w_2 * Z_2 + w_3 * Z_3$$

Por lo tanto, para calcular un valor de píxel de salida, primero, tres factores de ponderación w_1 , w_2 , w_3 tienen que ser encontrado (uno para cada valor del punto de entrada Z_1 , Z_2 , Z_3), a continuación, estos factores de peso se puede multiplicar con el punto de entrada correspondiente valores, y se suman (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

En Promedio móvil, los factores de peso son simplemente determinados por las distancias de los puntos de entrada hacia un píxel de salida. En Kriging, sin embargo, los factores de ponderación se calculan mediante la búsqueda de los valores de semi-variograma para todas las distancias entre los puntos de entrada y mediante la búsqueda de valores de semi-variograma para todas las distancias entre un píxel de salida y todos los puntos de entrada; a continuación, un conjunto de ecuaciones

simultáneas tiene que ser resuelto. Cuando se utiliza la opción de distancia esférica, las distancias se calculan sobre la esfera utilizando la proyección del sistema de coordenadas que se utiliza por la georreferencia del mapa de salida (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Todos los valores de semi-variograma se calculan utilizando un modelo de semi-variograma especificado por el usuario (basándose en la salida de la operación de correlación espacial). Los factores de ponderación se calculan de tal manera que se minimice el error de estimación en cada píxel de salida. El mapa de error opcional contiene los errores estándar de las estimaciones (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

- Modelización de un semi-variograma
- Semi-varianza empírica

El moldeado del semivariograma o semi-varianza, es un paso clave entre la descripción espacial y la predicción espacial. El semivariograma empírico proporciona información sobre la autocorrelación espacial del set de datos. Sin embargo, no suministra información para todas las direcciones y distancias posibles. Por esta razón, y para asegurar que las predicciones de kriging tengan varianzas de kriging positivas, es necesario ajustar un modelo (es decir, una función o curva continua) al semivariograma empírico (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Existen desviaciones de los puntos en el semivariograma empírico con respecto al modelo; algunos están por encima de la curva del modelo y algunos están por debajo. Sin embargo, si suma la distancia de cada punto por encima de la línea y la y distancia de cada punto por debajo, los dos valores deberían ser similares (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

- Semi-variograma experimental

La salida de la correlación espacial y cruz variograma resulta en un semi-variograma experimental. Puede mostrar los valores experimentales semi-variograma en una ventana gráfica. Para estos valores, es necesario determinar el mejor modelo semi-

variograma, antes de una operación de Kriging se puede realizar (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Los siguientes modelos semi-variograma:

$$\text{Modelo esferico: for } 0 < h \leq a; \quad y(h) = C_0 + C * \left(\frac{3h}{2a} - \frac{h^3}{2a^3} \right)$$

$$\text{for } h > a; \quad y(h) = C_0 + C$$

$$\text{Modelo exponencial: } y(h) = C_0 + C * \left(1 - e^{-\frac{h}{a}} \right)$$

$$\text{Modelo gaussiano: } y(h) = C_0 + C * \left(1 - e^{-\left(\frac{h}{a}\right)^2} \right)$$

$$\text{Modelos wave: } y(h) = C_0 + C * \left(1 - \frac{\sin\left(\frac{h}{a}\right)}{\frac{h}{a}} \right)$$

$$\text{Modelo racional cuadrático: } y(h) = C_0 + C * \left(\frac{\frac{h^2}{a^2}}{1 + \frac{h^2}{a^2}} \right)$$

$$\text{Modelo circular: for } 0 < h \leq a; \quad y(h) = C_0 + C * \left\{ 1 - \frac{2}{\pi} * \arccos\left(\frac{h}{a}\right) + \frac{2h}{\pi a} \sqrt{1 - \frac{h^2}{a^2}} \right\}$$

$$\text{for } h > a; \quad y(h) = C_0 + C$$

$$\text{Modelo power : } y(h) = C_0 + k * h^m$$

Donde:

h; es la distancia

C₀; es la pepita, parámetro suministrado por el usuario

C₀ + C; es el umbral, parámetro suministrado por el usuario

a; es el rango, parámetro suministrado por el usuario

k; pendiente lineal para la función de potencia

m ; exponente de potencia (0 < m < 2).

- **Rango, meseta y nugget**

Como se indicó previamente, el semivariograma muestra la autocorrelación espacial de los puntos de muestra medidos. Tal como lo expresa un principio básico de la geografía (las cosas más cercanas son más parecidas), los puntos medidos que están cerca por lo general tendrán una diferencia cuadrada menor que la de aquellos que están más distanciados. Una vez diagramados todos los pares de ubicaciones después de haber sido colocados, se ajusta un modelo para estas ubicaciones. El rango, la meseta y el nugget se utilizan, generalmente, para describir estos modelos (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

- **Rango y meseta**

Al observar el modelo de un semivariograma, se notó que a una determinada distancia, el modelo se nivela. La distancia a la que el modelo comienza a aplanarse se denomina rango. Las ubicaciones de las muestra separadas por distancias más cortas que el rango están auto correlacionadas espacialmente, mientras que las ubicaciones que están más alejadas que el rango, no lo están (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

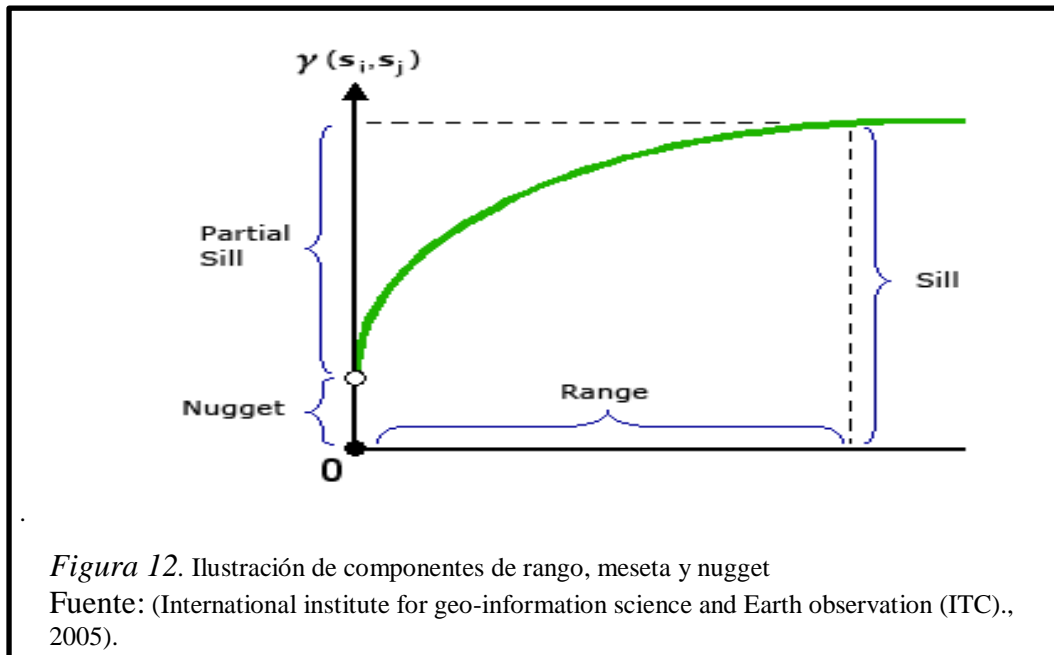
- **Nugget**

En teoría, a una distancia de separación cero (por ej. intervalo = 0), el valor del semivariograma es 0. No obstante, a una distancia de separación infinitamente inferior, el semivariograma a menudo muestra un efecto nugget, que es un valor mayor que 0. Si el modelo de semivariograma intercepta el eje Y en 2, entonces el nugget es 2 (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

El valor en el cual el modelo de semivariograma alcanza el rango (el valor en el eje Y) se denomina meseta. Una meseta parcial es la meseta menos el nugget. El nugget se describe en la siguiente sección (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

El efecto nugget puede atribuirse a errores de medición o a fuentes espaciales de variación a distancias que son menores que el intervalo de muestreo (o a ambas

cosas). Los errores de medición ocurren debido al error inherente a los dispositivos de medición. Los fenómenos naturales pueden variar espacialmente en un rango de escalas. La variación a micro escalas más pequeñas que las distancias de muestreo aparecerán como parte del efecto nugget. Antes de recopilar datos, es importante lograr comprender las escalas de variación espacial en las que está interesado (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).



Hay dos métodos disponibles: Kriging simple y Kriging Ordinario. Opcionalmente, un mapa de error se puede conseguir que contenga los errores estándar de las estimaciones (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

2.2.4.1.1. Kriging simple

1. Encontrar los puntos de entrada válidos:
 - Puntos de entrada que no están definidos coordenadas son ignorados,
 - Puntos de entrada cuyo valor es indefinido se ignoran,
 - Manejar duplicados o puntos coincidentes según lo especificado por el usuario (no, promedio, primera valor).
2. Determinar las distancias entre todos los puntos de entrada válidos (n) y encontrar el valor semi-variograma para estas distancias:

- Para cada combinación de 2 puntos de entrada, es decir, un par de puntos, se determina la distancia entre los puntos,
 - Para cada combinación de 2 puntos de entrada, el valor de la distancia es sustituido en el modelo semi-variograma seleccionado por el usuario, utilizando la pepita especificado por el usuario, parámetros alféizar y alcance; esto da un valor semi-variograma.
 - Los valores de semi-variograma se llenan en la matriz de C (como en la ecuación 1 a continuación descrita),
 - Matriz C se invierte como una preparación para los cálculos en el paso 4.
3. Por primera píxel de salida, determinar las distancias de este píxel hacia todos los puntos de entrada, y encontrar el valor semi-variograma para estas distancias:
 - Valores semi-variograma se determinan utilizando el modelo semi-variograma seleccionado y sus parámetros que el anterior,
 - Los valores semi-variograma se llenan en el vector D (como en la ecuación 1).
 4. Calcular los factores de peso (vector w):
 - Multiplicando la matriz de C invertida (resultado de la etapa 2) con el vector D (resultado de la etapa 3).
 - Los factores de ponderación obtenidos se aplican a sólo el píxel de salida actual.
 5. Calcular los valores estimados o previstos para este píxel de salida:
 - Como la suma de los productos de los factores de ponderación y los valores de los puntos de entrada (ecuación 4).
 6. Opcionalmente, el cálculo de la varianza del error y el error estándar para este píxel de salida:
 - Varianza de error: multiplicando vector w (resultado del paso 4) con el vector D (resultado del paso 3),
 - Error estándar o desviación estándar: como la raíz cuadrada de la varianza del error, de acuerdo con la ecuación 5b.
 7. Considere el siguiente píxel de salida y repita los pasos 3-7, hasta que se realicen todos los píxeles de salida.

2.2.4.1.2. Kriging ordinario

1. Encontrar los puntos de entrada válidos:
 - Puntos de entrada que no están definidos coordenadas son ignorados,
 - Puntos de entrada cuyo valor es indefinido se ignoran,
 - Manejar duplicados o puntos coincidentes según lo especificado por el usuario (no, promedio, primera valor).
2. Para el primera píxel de salida, determinar los puntos de entrada (n) que hará una contribución al valor de salida en función de la distancia límite especificado y el número mínimo y máximo de puntos:
 - Puntos de entrada que están más lejos de este píxel de salida de la distancia límite especificado se ignoran,
 - Si el número de puntos se encuentra dentro de la distancia límite es menor que el mínimo especificado n de puntos, asignar el valor indefinido a este píxel de salida,
 - Utilizar sólo el número máximo especificado de puntos dentro de la distancia límite, y, en caso de que más puntos se encuentran dentro de la distancia límite de la cantidad máxima de puntos especificado, utilice sólo los puntos que están más cerca de este píxel de salida.
3. Determinar las distancias entre todos los puntos de entrada que harán una contribución a este píxel de salida (resultado del paso 2), y encontrar el valor semi-variograma para estas distancias.
 - Para cada combinación de 2 contribuyen puntos de entrada, se determina la distancia entre los puntos,
 - Para cada combinación de 2 contribuyen puntos de entrada, el valor de distancia se sustituye en la función semi-variograma seleccionado por el usuario, utilizando la pepita especificado por el usuario, parámetros alféizar y alcance; esto da un valor semi-variograma.
 - Los valores semi-variograma se llenan en la matriz C por debajo (ecuación 1 a continuación detallada).
4. Determinar las distancias de este píxel de salida hacia todos los puntos de entrada, y encontrar el valor semi-variograma para estas distancias:
 - Valores semi-variograma se determinan utilizando la función o el modelo semi-variograma seleccionado y sus parámetros que el anterior,

- Los valores semi-variograma se llenan en el vector D (ecuación 1 a continuación detallada).
5. Calcular los factores de peso (vector w):
 - Por primera inversión de la matriz C (resultado de la etapa 3),
 - Resolviendo el conjunto de ecuaciones simultáneas.
 - Los factores de ponderación obtenidos se aplican a sólo el píxel de salida actual.
 6. Calcular los valores estimados o previstos para este píxel de salida:
 - Como la suma de los productos de los factores de ponderación y los valores de los puntos de entrada (Ecuación 4).
 7. Opcionalmente, el cálculo de la varianza del error y el error estándar para este píxel de salida:
 - Varianza de error: multiplicando vector w (resultado de la etapa 4) con el vector D (resultado de la etapa 3), según la ecuación 5a.
 - Error estándar o desviación estándar: como la raíz cuadrada de la varianza del error, de acuerdo con la ecuación 5b.
 8. Considere el siguiente píxel de salida y repita los pasos 2-8, hasta que se realicen todos los píxeles de salida.

Fórmulas para calcular factores de peso:

Los factores de peso Kriging de n puntos de entrada válido i (i = 1,..., n) se encuentran resolviendo la siguiente ecuación matricial:

$$[C] \cdot [w] = [D]$$

$$\begin{pmatrix} 0 & \gamma(h_{12}) & \gamma(h_{13}) & \dots & \gamma(h_{1n}) & 1 \\ \gamma(h_{21}) & 0 & \gamma(h_{23}) & \dots & \gamma(h_{2n}) & 1 \\ \gamma(h_{31}) & \gamma(h_{32}) & 0 & \dots & \gamma(h_{3n}) & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \gamma(h_{n1}) & \gamma(h_{n2}) & \gamma(h_{n3}) & \dots & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} W_1 \\ W_2 \\ W_3 \\ \dots \\ W_n \\ \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(h_{p1}) \\ \gamma(h_{p2}) \\ \gamma(h_{p3}) \\ \dots \\ \gamma(h_{pn}) \\ 1 \end{pmatrix}$$

Figura 13. Ecuación matricial.

Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Esta ecuación matricial se puede escribir como un conjunto de ecuaciones simultáneas $n + 1$:

$$\sum_i (w_i * \gamma(h_{ik})) + \lambda = \gamma(h_{pi}) \quad \text{para } k = 1, \dots, n \quad \text{ecuación 2}$$

$$\sum_i w_i = 1 \quad \text{ecuación 3}$$

Donde:

h_{ik} : Es la distancia entre el punto de entrada i y el punto de entrada k .

h_{pi} : Es la distancia entre el p píxel de salida y el punto de entrada i .

$\gamma(h_{ik})$: Es el valor del modelo de semi-variograma para la distancia h_{ik} , es decir el valor semi-variograma para la distancia entre los puntos de entrada i y el punto de entrada k .

$\gamma(h_{pi})$: Es el valor del modelo de semi-variograma para la distancia h_{pi} , es decir el valor semi-variograma para la distancia entre el punto p , y el píxel de salida y de entrada i .

w_i : Es un factor de peso para el punto i entrada.

λ : Es un multiplicador de lagrange, utilizado para reducir al mínimo la posibilidad de error de estimación.

Así la matriz C , donde figuran los valores semi-variograma para todas las combinaciones de puntos de entrada válidos que harán una contribución al valor de píxel de salida.

Vector w contiene así los factores de peso para todos los puntos de entrada válidos que harán una contribución al valor de píxel de salida.

Así el vector D contiene el semi-variograma para un píxel de salida y todas las combinaciones de puntos de entrada válidos.

La ecuación (3) garantiza insesgamiento de las estimaciones. Las soluciones w_i minimizan la varianza de Kriging error σ^2 .

Fórmulas para calcular una estimación o valor esperado para un píxel de salida:

$$\hat{Z} = \sum (w_i * Z_j) \quad \text{Ecuación 4}$$

Donde:

\hat{Z} : Es la estimación o valor pronosticado para que se calcule un píxel de salida.
 w_i : Es el factor de peso para el punto i entrada.
 Z_j : Es el valor del punto i entrada.

Fórmulas para el cálculo de la varianza del error y el error estándar:

La varianza de error se calcula como:

$$\sigma^2 = \sum_i (w_i * \gamma(h_{pi})) + \lambda \quad \text{Ecuación 5a}$$

El error estándar o desviación estándar es la raíz cuadrada de la varianza del error, así:

$$\sigma = \sqrt{\left(\sum_i (w_i * \gamma(h_{pi})) + \lambda\right)} \quad \text{Ecuación 5b}$$

Donde:

σ^2 : Es la varianza del error de la estimación de píxel de salida.
 σ : Es que el error estándar o la desviación estándar de la estimación de píxel de salida.
 h_{pi} : Es la distancia entre el p píxel de salida y el punto de entrada i.
 $\gamma(h_{pi})$: Es el valor del modelo de semi-variograma para la distancia h_{pi} , es decir el valor semi-variograma para la distancia entre el punto p píxel de salida y de entrada i.
 w_i : Es un factor de peso para el punto i entrada.
 λ : Es un multiplicador de Lagrange, utilizado para reducir al mínimo la posibilidad de error de estimación.

2.2.4.2. Anisotrópico Kriging

Se calcula las estimaciones o predicciones y errores opcionalmente estándar de valores de puntos similares a la operación pero Kriging dependencias espaciales (anisotropía) se toma en cuenta. La dirección de la anisotropía se puede investigar con la operación de superficie variograma. Luego, utilizando el método bidireccional en correlación espacial, es necesario determinar dos modelos semi-variograma, es decir, para dos direcciones perpendiculares; los rangos de estos modelos semi-variograma determinar la proporción de anisotropía (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

2.2.4.2.1. Algoritmo de interpolación

La incorporación de anisotropía geométrica en el procedimiento de Kriging es simplemente una cuestión de aplicar una transformación afín a las distancias. Una transformación afín mantiene distancias de puntos en una dirección sin cambios y se extiende distancias en la dirección perpendicular a la misma (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

En teoría, el procedimiento es el siguiente:

1. El primer paso es una rotación del eje x a una posición paralela a la presunta eje mayor o principal de anisotropía:

$$\begin{pmatrix} x^x \\ y^x \end{pmatrix} = Q * \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad \text{dónde} \quad Q = \begin{pmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \quad \alpha = \text{angulo de rotación}$$

En la dirección de este eje principal que se supone que un modelo semi- variograma con el rango R1 es aplicable. En ángulos rectos a esta dirección se supone un modelo semi-variograma con el rango más corto R2.

2. El segundo paso es la transformación de la elipse en un círculo:

$$\begin{pmatrix} x^{xx} \\ y^{xx} \end{pmatrix} = Q * \begin{pmatrix} x^x \\ y^x \end{pmatrix} \quad \text{dónde} \quad Q = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & r \end{pmatrix} \quad r = \text{angulo anisotrópico}$$

La relación de anisotropía $r = R1 / R2$ define el factor de escala que se utiliza para estirar el eje menor a un tamaño similar a la del eje mayor. En este caso todos los puntos que pertenecen a una elipse definida por el eje de anisotropía R1 y R2 serán transformados a un círculo con un radio R1 (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

3. Por último, la anisotropía geométrica puede ser descrito con un modelo isotrópico de acuerdo a:

$$\gamma(h) = \gamma(\|x\|) = \gamma\sqrt{x^{xx2} + y^{xx2}} = \gamma\sqrt{x^T Q^T D^T D Q x}$$

Donde:

$\gamma(h)$: Valor de semi-variograma

$\|x\|$: Longitud del vector de separación

$$X = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix};$$

$$x^T = (x \ y)$$

Aparte de la matriz de distancia, las distancias transformadas utilizadas para definir el radio de búsqueda y la clasificación de los puntos más cercanos al píxel visitado, el algoritmo anisotrópico de kriging es igual a la operación de Kriging ordinario (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

2.2.4.3. *Kriging universal*

Se calcula las estimaciones o predicciones y errores opcionalmente estándar de valores de puntos similares a la operación Kriging pero una tendencia local, se toma en cuenta. Esta tendencia local o la deriva es una superficie de tendencia continua y que varía lentamente en la parte superior de los cuales la variación a interpolar se superpone. Las tendencias locales se recalcula para cada píxel de salida y por lo tanto la operación es más similar a la operación superficie en movimiento que a la operación de tendencia de superficie. Es necesario especificar un modelo de semi-variograma (desde la salida de correlación espacial) y un tipo de superficie de tendencia (lineal o cuadrática) (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

2.2.4.3.1. Algoritmo de interpolación

La teoría de la variable regionalizada asume que la variación espacial de cualquier variable Z se puede expresar como la suma de dos componentes principales (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Estos componentes son:

1. un componente estructural, asociada con un valor medio constante o una tendencia constante $[m(x)]$
2. un componente estocástico, comprende espacialmente correlacionadas, conocida como la variación de la regionalizada variable $[\varepsilon'(x)]$.

Si x es una posición en 2 dimensiones en el espacio, entonces el valor de la variable Z en x (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Viene dada por:

$$Z(x) = m(x) + \varepsilon'(x) \quad \text{ecuación 1}$$

Mientras que en Kriging ordinario se supone que la media es constante a través de toda la región de estudio (la estacionalidad de segundo orden), en Universal Kriging la media es una función del sitio de coordenadas (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Entonces, $m(x)$ en la ecuación (1) se lee:

$$m(x) = \sum_{k=1}^n \alpha_k P_k(x) \quad \text{ecuación 2}$$

Dónde:

α_k : Son las tendencias o de deriva coeficientes locales.

P_k : Son funciones de las coordenadas del sitio (ecuaciones de tendencia).

x : Es un vector de dos dimensiones $\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$.

En el programa ILWIS, la tendencia local o deriva es bien representados por una expresión lineal o por una expresión cuadrática, por lo que la ecuación general (2) se puede reescribir como:

$$m(x) = \alpha_0 + \alpha_1 x_i + \alpha_2 y_i + \alpha_4 x_i^2 + \alpha_4 x_i y_j + \alpha_5 y_i^2 \quad \text{ecuación 3}$$

Donde:

$x_i y_j$: Son XY de las coordenadas del punto de control enésimo i .

$\alpha_1 \dots \alpha_5$: Son los coeficientes de tendencia o de deriva desconocidos.

Si el grado = 1, entonces la tendencia local es lineal y $\alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = 0$. La ecuación (3a) A continuación, se lee:

$$m(x) = \alpha_0 + \alpha_1 x_i + \alpha_2 y_i \quad \text{ecuación 3a}$$

Si el grado es = 2, entonces la tendencia local es cuadrática, que de observación de que los parámetros de la ecuación (3) se vuelven a calcular para cada pixel de salida.

Las expresiones para la tendencia locales pueden ser incorporadas en el sistema de ecuaciones simultáneas utilizadas para encontrar los pesos Kriging (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005). Para un

sistema de 5 puntos de entrada y una tendencia lineal local, el conjunto de ecuaciones leer (en forma de matriz):

$$\begin{pmatrix} 0 & \gamma(h_{12}) & \gamma(h_{13}) & \gamma(h_{14}) & \gamma(h_{15}) & 1 & x_1 & y_1 \\ \gamma(h_{21}) & 0 & \gamma(h_{23}) & \gamma(h_{24}) & \gamma(h_{25}) & 1 & x_2 & y_2 \\ \gamma(h_{31}) & \gamma(h_{32}) & 0 & \gamma(h_{34}) & \gamma(h_{35}) & 1 & x_3 & y_3 \\ \gamma(h_{41}) & \gamma(h_{42}) & \gamma(h_{43}) & 0 & \gamma(h_{45}) & 1 & x_4 & y_4 \\ \gamma(h_{51}) & \gamma(h_{52}) & \gamma(h_{53}) & \gamma(h_{54}) & 0 & 1 & x_5 & y_5 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & x_5 & 0 & 0 & 0 \\ y_1 & y_2 & y_3 & y_4 & y_5 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} W_1 \\ W_2 \\ W_3 \\ W_4 \\ W_5 \\ \lambda \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(h_{p1}) \\ \gamma(h_{p2}) \\ \gamma(h_{p3}) \\ \gamma(h_{p4}) \\ \gamma(h_{p5}) \\ 1 \\ x_p \\ y_p \end{pmatrix}$$

Figura 14. Ecuación de matriz para 5 puntos.
Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Donde:

- h_{ik} : Es la distancia entre el punto de entrada i y el punto de entrada k.
- h_{pi} : Es la distancia entre p píxel de salida y el punto de entrada i.
- $\gamma(h_{ik})$: Es el valor del modelo de semi-variograma para distancia h_{ik} , es decir el valor semi-variograma para la distancia entre el punto de entrada i y el punto de entrada k.
- $\gamma(h_{pi})$: Es el valor del modelo de semi-variograma para la h_{pi} distancia, es decir el valor semi-variograma para la distancia entre p píxel de salida y el punto i de entrada.
- x_i, y_i : Son los XY coordenadas del punto i entrada.
- w_i : Es un factor de peso para el punto i entrada.
- λ : Es un multiplicador de Lagrange, utilizado para reducir al mínimo la posibilidad de error de estimación.
- α_1, α_2 : Son los coeficientes de tendencias locales de la primera tendencia orden.
- x_p, y_p : Son las coordenadas XY de píxel de salida p.

Esta forma de matriz tiene que ser resuelto para cada píxel de salida, una vez que se conocen los pesos de los valores de los puntos de entrada, es posible calcular una estimación o valor pronosticado para el mapa de salida y para calcular la varianza del error y el error estándar (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

2.2.4.4. Cokriging

Se calcula las estimaciones o predicciones y errores opcionalmente estándar de valores de puntos para una variable mal muestreada (el pronosticado) con ayuda de

una variable bien muestreada (la covariable). Las variables deben ser altamente correlacionadas (positivas o negativas). Cokriging es una variante multivariado de la operación Kriging Ordinario. Es necesario especificar los modelos semi-variograma para la prediciendo y para la covariable, y un modelo de variograma cruz por la combinación de ambas variables (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

2.2.4.4.1. Algoritmo de interpolación

El uso de semi-variogramas da lugar de covarianzas sólo se justifica en virtud de las condiciones de sesgo para los pesos: $\sum w_i = 1$ y $\sum n_j = 0$ (ver más abajo), y con el método Kriging Ordinario (sin tendencia, estacionalidad segundo orden) (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

El uso directo de los valores variograma (dada las modelos semi-variograma γ_A, γ_B y cruzada variograma modelo γ_{AB} , conduce en el caso de m observaciones de prediciendo A_i y n observaciones de covariable B_j al siguiente sistema de ecuaciones Cokriging (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Figura 15. Ecuación del sistema Cokriging.

$$\begin{pmatrix} \mathbf{G}_{AA} & \mathbf{G}_{AB} & \mathbf{1}_m & 0 \\ \mathbf{G}_{BA} & \mathbf{G}_{BB} & 0 & \mathbf{1}_n \\ \mathbf{1}_m' & \mathbf{0}' & 0 & 0 \\ 0' & \mathbf{1}_n' & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \omega \\ \eta \\ \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_{pA} \\ \mathbf{y}_{pAB} \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005)

Si llamamos mapa A la colección de puntos con valores pronosticados A_i , y el mapa B los puntos con valores variables B_j y si $A \cup B$ es la combinación 'pegado' de A y B (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Lo que significa que:

G_{AA} : Tiene $m \times m$ valores de $\gamma_A(h)$ a partir de los vectores de retraso h_{ij} , encontrado en un mapa A, $h = \| h_{ij} \|$.

$G_{BA} = G'_{AB}$: Que contiene los valores de pesos de $\gamma_{AB}(h)$ de los vectores h_{ij} encontrar en el mapa A y B. Más precisamente: los vectores definidos por el conjunto $A \times B$ (conjunto de productos que consta de pares ordenados de puntos tomados de A y B).

G_{BB} : tiene $n \times n$ valores de $\gamma_B(h)$ a partir de los vectores de retraso h_{ij} encontrado en un mapa B, $h = \| h_{ij} \|$. 1_m y $1'_m$; son una columna y un vector fila tanto de orden m; todos los elementos del vector son iguales a 1 1_n y $1'_n$; son una columna y un vector fila tanto de orden n; todos los elementos del vector son iguales a 1

w : Es una columna con m pesos w_i asignado a prediciendo A, y $\sum w_i = 1$

n : Es una columna con n h_i pesos asignados a covariable B, y $\sum n_j = 0$

γ_{pA} : Es una columna con valores semi-variograma $\gamma_A(h)$, donde $h = \| h_{pi} \|$, la distancia desde el estimado p píxel de salida a todos los visitó (muestra) puntos en el mapa A (prediciendo el mapa) (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

γ_{pAB} : Es una columna con valores n cruzada variograma $\gamma_{pAB}(h)$, donde $h = \| h_{pi} \|$, la distancia desde el estimado p píxel de salida a todos los visitó (muestra) puntos en un mapa B (mapa covariable) (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

μ_1 : Es el parámetro de Lagrange introducido para formalizar la insesgamiento y se utiliza para encontrar la varianza del error de la predicción (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

μ_2 : Es el parámetro de Lagrange para la covariable.

La solución del sistema anterior da valores óptimos para w , n , μ_1 y μ_2 .

Estas soluciones (pesos) no dependen de los valores muestreados en el mapa A o B, pero únicamente en los modelos de variograma utilizados y de la distribución geométrica de las mediciones, el llamado esquema de muestreo (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Se utilizan para obtener la predicción (ecuación 2) como una combinación lineal de las mediciones prediciendo A_i y mediciones covariable y B_j :

$$\hat{Z} = \sum_i^m w_i * A_i + \sum_j^n n_j * B_j \quad \text{Ecuación 2}$$

La varianza del error de predicción (σ^2 , ecuación 3) se obtiene a partir de productos de vectores internos y μ_1 :

$$\sigma^2 = \sum w_i \gamma_A(h_i) + \sum n_j \gamma_{AB}(h_i) + \mu_1$$

Esta expresión depende únicamente de los modelos de variograma γ_A , γ_B y γ_{AB} y en el diseño geométrico de los puntos incluidos en la muestra (el esquema de muestreo), tanto en el mapa A y B (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

CAPÍTULO 3

MUESTREO Y ANÁLISIS

El presente capítulo, se explican los pasos utilizados para codificar la zona de investigación la misma que se realizó mediante la metodología Pfafstetter y la técnica de muestreo utilizada en la microcuenca Quebrada Ortega, la misma que se realizó mediante la norma INEN de Agua, calidad del agua muestreo y técnicas de muestreo número 2176:2013.

3.1. Codificación

La metodología consistió en asignar diferentes, identificadores a las unidades de drenaje basándonos, en la topología de la Quebrada ortega, estableciendo un sistema jerárquico, desde los puntos de desembocadura o un sistema de drenaje, con el fin de ubicarlo dentro del sistema de drenaje que ocupa en el interior de la cuenca del Esmeraldas (Secretaría nacional del agua, 2009, pág. 9).

3.1.1. Proceso de codificación

En principio se determinó el curso del río principal el cual consiste en seguir, el curso del río desde un punto de confluencia, que en el nivel 1 generalmente es la desembocadura de río al mar, hacia aguas arriba hasta identificar una nueva confluencia, lugar en el cual se debe realizar la comparación de áreas y continuar el trazado del curso por la unidad que tiene mayor área y así sucesivamente hasta llegar a la parte superior de la unidad que se está delimitando. Se debe advertir que en la metodología de Pfafstetter el único criterio que se utiliza para determinar el curso del río principal es el del área de drenaje que contiene el curso a diferencia de otras metodologías de carácter hidrológico que toman en consideración el aporte del flujo y la longitud del cauce para determinar el río principal. Las cuatro unidades hidrográficas de mayor área de drenaje identificadas, en la metodología de Pfafstetter corresponden a unidades tipo cuenca y son codificadas desde aguas abajo hacia aguas arriba con los dígitos pares 2, 4, 6 y 8. Los otros tributarios del río principal son agrupados en las áreas restantes, denominadas intercuenca, que se codifican, en el mismo sentido, con los dígitos impares 1, 3, 5 y 7 y el área que recibe el código 9 se constituye en la unidad de drenaje

que contiene en la parte más alta de la unidad, el curso del río principal determinado con esta metodología (cuenca de cabecera) (Secretaría nacional del agua, 2009, pág. 10).

En términos generarles las unidades hidrográficas de un determinado nivel pueden ser divididas en 9 unidades del siguiente nivel (excepcionalmente 10 cuando existen una cuenca interna al interior) pudiendo darse el caso de poseer un menor número de unidades más nunca un número mayor (Secretaría nacional del agua, 2009, pág. 10).

Cada una de las cuencas e intercuenas, que resultan de la primera subdivisión, pueden a su vez ser subdivididas de la misma manera, de modo que por ejemplo la subdivisión de la unidad hidrográfica tipo cuenca 8 se subdivide al interior de la misma unidades hidrográficas tipo cuenca de códigos 82, 84, 86 y 88 y de tipo intercuenca 81, 83, 85, 87 y 89. El mismo proceso se aplica a las unidades hidrográficas de tipo intercuenca tal es así que por ejemplo, la unidad tipo intercuenca de código 3 se subdivide en las unidades hidrográficas tipo cuencas de códigos 32, 34, 36 y 38 y en las unidades hidrográficas de tipo intercuenas 31, 33, 35, 37 y 39. Los dígitos de la división en el siguiente nivel conservan el código de la unidad hidrográfica que las contiene (Secretaría nacional del agua, 2009, pág. 11).

Tabla 6. *Delimitación y codificación Pfafstetter.*

Nivel	Nombre de región	Código
1	Región hidrográfica 1	1
2	Unidad hidrográfica 15	15
3	Cuenca río Esmeraldas	152
4	Cuenca río Guayllabamba	1524
5	Unidad hidrográfica 15247	15247
5	Subcuenca río Machangara	15247
6	Quebrada Ortega	152471
7	Quebrada Monja	1524711
7	Quebrado San José	1524713
7	Quebrada Charrera de Pasacucho	1524715
7	Quebrada sin Nombre	1524717

Nota. Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

3.2. Muestreo de microcuenca Quebrada Ortega

3.2.1. Técnicas de muestreo

Consistió en la extracción de una porción de agua, la misma que representa una porción de masa de las condiciones diversas se analizó, las muestras se toman para la determinación de los parámetros físicos, químicos y biológicos, los mismos que requerirán una técnica especial de muestreo.

La muestra fueron representativas de las características y se deben tomar las precauciones de asepsia tanto para la persona que realiza el muestreo, así como para la preservación de las muestras, en lo posible las muestras de agua evitar que estas se modifiquen las cualidades y se alteren (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 1).

Todas las muestras se les agregó un formulario con información acerca de la procedencia, dirección exacta donde se tomó la muestra, día mes y hora exacta del envasado en el momento de la toma y hora de llegada al laboratorio. Así mismo el origen y nombre de la persona recolectora de la muestra.

3.2.1.1. Tipos de muestra

Las diferentes tipos de muestras son necesarias para indicar la calidad del agua, tomando los datos analíticos de las muestras obtenidas mediante la determinación de los parámetros como; las concentraciones de materia orgánica, químicos disueltos, materia en suspensión en el agua o sedimentos en un tiempo y lugar específico (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 1).

3.2.1.1.1. Muestras puntuales

Las muestras puntuales son muestras que representan las características individuales, recogidas de manera manual o automática para las aguas superficiales, o una profundidad específica y en el fondo, las muestras normalmente, representan la calidad del agua, solamente en el tiempo y en el lugar de toma de la muestra, este tipo de muestreos para flujo de agua uniforme, ideal para investigaciones de una posible polución y en estudios para determinar su extensión así también para

establecer programas de muestreo más extensivo (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 2).

3.2.2. Condiciones de muestreo

El tipo de muestreo varía dependiendo las situaciones, de las cuales pueden ser satisfechas tomando una simple muestra puntual, en cambio otras pueden requerir de la utilización de equipos sofisticados para la realización del muestreo.

3.2.2.1. Prevención de la contaminación

“Prevenir la contaminación de las muestras esencial para realizar controles apropiados” (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 3).

3.2.2.1.1. Fuentes de contaminación.

Las potenciales fuentes de contaminación durante el proceso de recolección de muestras se incluyen las siguientes:

- Residuos de otras muestras en los contenedores, frascos y otros equipos de muestreo.
- Contaminación del sitio de muestreo durante el mismo.
- Aguas residuales sobre y dentro de cuerdas, cadenas y manijas extensibles
- Contaminación de recipientes con muestras conservadas por periodos largos de tiempo.
- Contaminación de tapas o coberturas con polvo o agua.
- Contaminación de manos, dedos y guantes.
- Uso de instrumentos, botellas y medios filtrantes inadecuados.
- Uso de reactivos degradados.

3.2.2.1.2. Control de la contaminación.

Para mantener el control y la identificación de la contaminación pueden ser alcanzados tomando las siguientes acciones:

- Adoptar una ideología de maximizar el grado de aislamiento de la botella de cualquier fuente de contaminación.
- Tomar medidas para evitar perturbaciones durante el muestreo.

- Enjuagar el equipo antes de conservar una muestra.
- Guardar las tapas y coberturas protegidas de contaminación.
- Escurrir y secar las cuerdas, cadenas y manijas extensibles entre muestras y antes de guardarlas.
- Evitar tocar la muestra directamente con los dedos, manos o guantes. Es importante en la toma de muestras para análisis microbiológicos que no haya contacto con el interior de la botella o tapas.

3.2.3. Inspección de materiales de muestreo

3.2.3.1. Características del equipo de muestreo

Los constituyentes químicos presentes en el agua, un parámetro para evaluar la calidad del agua, en un rango de concentraciones desde nanogramos o trazas hasta grandes cantidades, los mayores problemas con mayor frecuencia se presentan con la absorción en las paredes del equipo, para la toma de muestras o en los recipientes, se muestran adecuados por un inadecuado lavado del equipo para la toma de muestras o de los recipientes y contaminación por el material de que esta hecho el equipo o el recipiente (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 4).

3.2.3.2. Características de recipientes de muestreo

El recipiente utilizado para el muestreo, debe proteger la composición de la muestra en pérdidas debidas a la absorción y volatilización generada por contaminación de sustancias extrañas, los recipientes que se utilicen para recoger, guardar y preservar las muestras debe cumplir los siguientes parámetros: su resistencia a temperaturas extremas, resistencia a la rotura, facilidad para cerrar y reabrir, tamaño, forma, peso, disponibilidad, costo, facilidad para el lavado y la reutilización (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 4).

El uso de recipientes de polietileno de alta densidad para la determinación en el agua de: silicio, sodio, alcalinidad total, cloruro, conductancia específica, pH y dureza. Para los elementos sensibles a la luz, se debe usar vidrio absorbente de luz. El acero inoxidable se debe usar para muestras con temperaturas y/o presión altas, o cuando se muestree para

concentraciones de trazas de material orgánico (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 4).

3.2.3.3. Tipos de recipientes para muestras

3.2.3.3.1. Recipientes normales

Son adecuadas las botellas de polietileno para la toma de muestras en las que se realizará el análisis de los parámetros físicos y químicos de las aguas naturales. Otros materiales químicamente más inertes, por ejemplo: politetrafluoroetileno (PTFE), son preferidos pero su uso no está muy extendido en los análisis de rutina. La tapa de tornillo, en las botellas de boca angosta y ancha se debe acoplar con tapas y tapones de plástico inerte o tapones de vidrio esmerilado (propenso a trabarse con las soluciones alcalinas) (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 6).

3.2.3.3.2. Recipientes para el análisis microbiológico

Los recipientes para las muestras en las que se realizará el análisis microbiológico deben resistir las altas temperaturas de esterilización. Durante la esterilización o en el almacenamiento de muestras los materiales no deben producir o liberar químicos que puedan inhibir la viabilidad microbiológica, liberar químicos tóxicos o químicos que aceleren el crecimiento. Las muestras deben permanecer selladas hasta que sean abiertas en el laboratorio y deben estar tapadas para prevenir la contaminación. Los recipientes deben ser de vidrio o de plástico de la mejor calidad y estar libres de sustancias tóxicas. Para análisis de rutina es suficiente que tengan una capacidad aproximada de 150 a 200ml aproximadamente. Los recipientes se deben tapar con tapas de vidrio esmerilado o tapas de tornillo, y si es necesario con bandas elásticas de silicona, que resistan esterilizaciones repetidas a 160°C (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 6).

3.2.4. Rotulación de muestras

El rotulado de las muestras, debe constar con los datos de origen de la muestras, las condiciones bajo las cuales han sido recogidas estas deben ser anotadas y esta información debe ser adherida a la botella inmediatamente luego de ser llenada. El análisis de agua es de valor limitado si no está acompañado de la identificación detallada de la muestra (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 9).

3.2.4.1. Información de etiquetado

La información como relevante que debe estar incluida en las etiquetas de rotulado de las muestras es la siguiente:


- Localización y nombre del sitio del muestreo, con coordenadas y cualquier información relevante de la localización;
- Detalles del punto de muestreo;
- Fecha de la recolección;
- Método de recolección;
- Hora de la recolección;
- Nombre del recolector;
- Condiciones ambientales;

Tabla 7. *Ejemplo de etiqueta para muestras de agua análisis fisicoquímico.*

UNIVERSIDAD POLITECNICA SALESIANA		
TRABAJO DE GRADO		
Fase de campo toma de muestras para análisis de aguas		
NOMBRE:		
Cod Muestra:		
Zona:		
Coordenada X:		
Coordenada Y:		
Temperatura del río:		
pH:		
Conductividad:		
Turbiedad :		
OD:		
Fecha:		
Hora:		
Temperatura ambiente:		

Nota. Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla 8. *Ejemplo de etiqueta para muestras de agua análisis microbiológico.*

UNIVERSIDAD POLITECNICA SALESIANA TRABAJO DE GRADO Fase de campo toma de muestras para análisis de aguas		
NOMBRE:	Cristian Arcos	
Cod Muestra:		
Zona:		
Coordenada X:		
Coordenada Y:		
Fecha:		
Hora:		
Temperatura ambiente:		

Nota. Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

3.2.5. Equipos y materiales

Los equipos que se utilizara para realizar el muestreo de aguas, son con la finalidad de cumplir los principal requerimiento, para realiza el análisis de calidad del agua y los parámetros a ser analizados para la investigación.

3.2.5.1.1. Equipos de muestreo

El volumen de muestra recogida debe ser suficiente para los análisis requeridos, y para cualquier repetición del análisis. El uso de volúmenes muy pequeños de muestra puede ser causa de que no sean representativos, y del incremento de los problemas de adsorción debido a la relación de volúmenes relativamente pequeños al área (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 8).

3.2.5.1.2. Muestro manual puntual superficial

Equipo para el muestreo puntual en superficie, el equipo elemental para tomar muestras en superficie es una cubeta o botella de boca ancha que se sumerge dentro del cuerpo de agua y se retira luego de haberse llenado (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 6).

3.2.5.1.3. Muestreo para análisis microbiológico

La mayoría de muestras, son adecuadas las botellas de vidrio o de plástico esterilizado, para recoger muestras bajo la superficie del agua,

como en lagos y reservorios, están disponibles varios mecanismos para muestreo de profundidad y son convenientes los equipos de muestreo descritos en todos los equipos que se usen, incluida la bomba y el equipo de bombeo, deben estar libres de contaminación y no deben introducir nuevos microorganismos (Instituto ecuatoriano de normalización , 2013, pág. 9).

Listado de principales equipo y materiales a utilizar durante el muestreo el muestreo puntual, se detallan a continuación en la siguiente tabla:

Tabla 9. *Materiales y equipos.*

Tipo	Cantidad
Envases de polietileno de 5 litros	15
Envases estériles de 200 mililitros	15
Etiquetas autoadhesivas	15
Marcador a prueba de agua	1
Bitácora de terreno	2
Formulario para requerimientos de análisis	3
Equipo de medición del pH	1
Equipo de medición del oxígeno disuelto	1
Equipo de medición de conductividad	1
Equipo de medición de temperatura	1

Nota. pH; Potencial de hidrogeno.

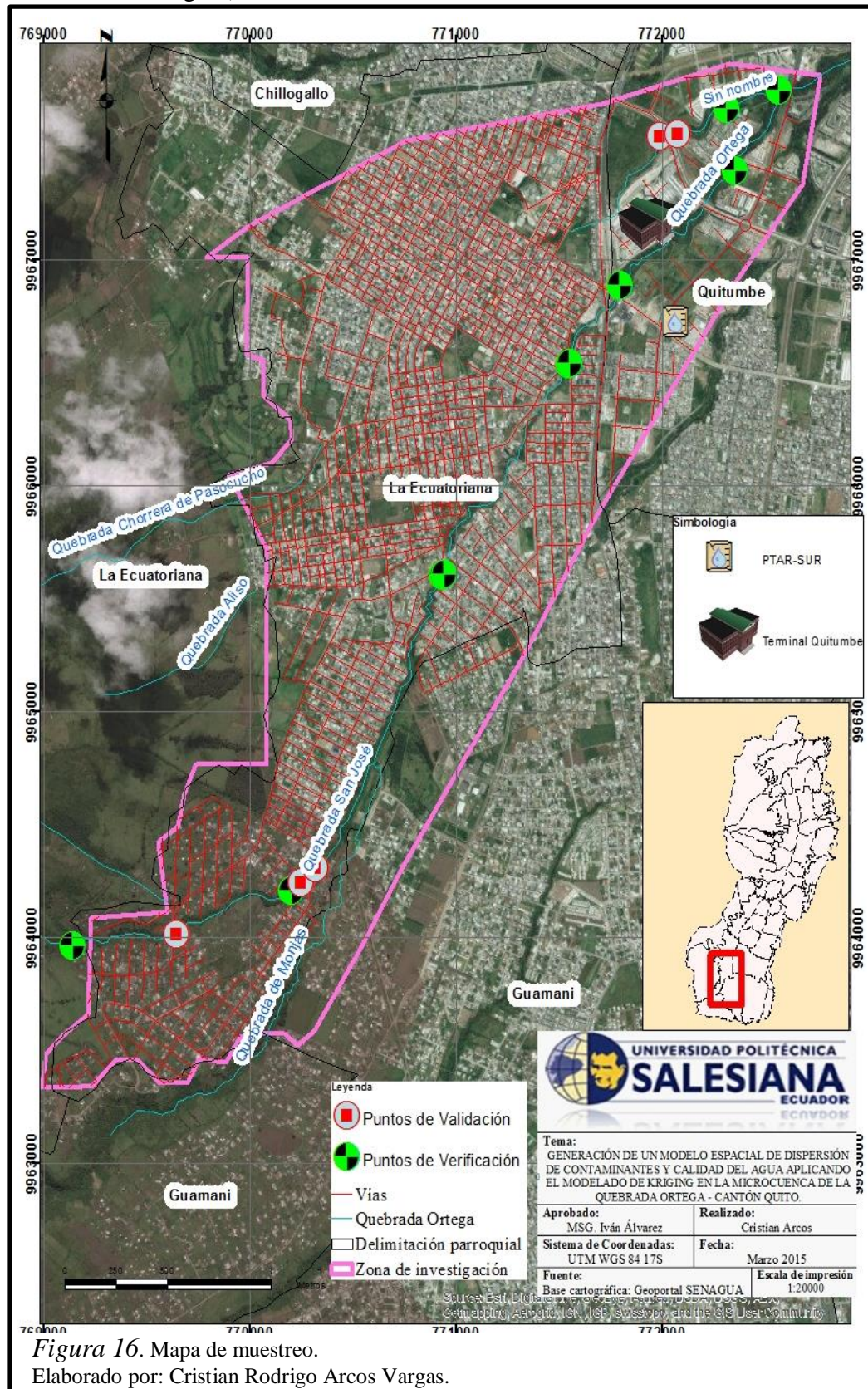
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

3.2.6. Muestreo en campo

Las actividades que se describe a continuación son las formas correctas que se realizó la toma de muestras en superficies hídricas o cuerpos de agua. El muestreo debe cumplir con los siguientes lineamientos:

- Reducir el tiempo de contacto entre la muestra y la persona.
- Usar materiales que no permitan la contaminación en la muestra;
- Ser de diseño simple para facilitar la limpieza, ser de superficies lisas y que eviten la modificación del flujo como los recodos y con tan pocas tapas y válvulas como sea posible (todas las personas que realizan el muestreo deben ser chequeados para asegurar que no introduzcan errores);

- Ser diseñados luego de considerar que el sistema es apropiado con relación al análisis de la muestra de agua (por ejemplo: físico, químico, biológico o microbiológico).



3.2.6.1. Llenado del recipiente

En muestras que se van a utilizar para la determinación de parámetros físicos y químicos, se deben llenar los frascos completamente y taparlos de tal forma que no exista aire sobre la muestra. Esto limita la interacción de la fase gaseosa y la agitación durante el transporte (así se evita la modificación del contenido de dióxido de carbono y la variación en el valor del pH, los bicarbonatos no se conviertan a la forma de carbonatos precipitables; el hierro tienda a oxidarse menos, limitando las variaciones de color, etc.), si la muestra se va a congelar para preservarla por mayor tiempo no se la debe llenar completamente (Instituto ecuatoriano de normalización, 2013, pág. 5).

3.2.6.2. Refrigeración de las muestras

Las muestras se deben guardar a temperaturas más bajas que la temperatura a la cual se recolectó. La refrigeración de las muestras es efectiva si se la realiza inmediatamente luego de la recolección de la muestra. Se debe usar, cajas térmicas o refrigeradores de campo desde el lugar del muestreo (Instituto ecuatoriano de normalización, 2013, pág. 5).

El simple enfriamiento (en baño de hielo o en refrigerador a temperaturas entre 2°C y 5°C) y el almacenamiento en un lugar oscuro, en muchos casos, es suficiente para conservar la muestra durante su traslado al laboratorio y por un corto período de tiempo antes del análisis. El enfriamiento no se debe considerar como un método de almacenamiento para largo tiempo, especialmente en el caso de las aguas residuales domésticas y de las aguas residuales industriales (Instituto ecuatoriano de normalización, 2013, pág. 5).

Tabla 10. *Recomendaciones para muestreo y preservación de muestras.*

Determinación	Volumen mínimo de la muestra ml	Preservación	Tiempo de almacenamiento máximo recomendado
Coliformes fecales	100	Refrigeración	7 días
Conductividad eléctrica (K)	25	Análisis in situ	PTC
DBO ₅	100	Refrigeración	3 días
DQO	100	Refrigeración	2 días
OD	25	Análisis in situ	PTC
pH	25	Análisis in situ	PTC
Sólidos	2000	Refrigeración	7 días
Temperatura	25	Análisis in situ	PTC
Turbiedad	25	Análisis in situ	PTC

Nota. PTC; Parámetro tomado en campo. DBO₅; Demanda biológica de oxígeno cinco. DQO; Demanda química de oxígeno. OD; Oxígeno disuelto. pH; Potencial de hidrogeno.

Adaptado de (Ramírez, 2007), (Sierra Ramírez, 2011), (Instituto ecuatoriano de normalización, 2013, pág. 8).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

3.2.6.3. Manejo y conservación de la muestra

Las muestras que se van a utilizar para la determinación de parámetros fisicoquímicos y biológicos, se deben llenar completamente los envases completamente llenos y taparlos de tal forma que no exista aire en dentro de la muestra tomada, limitando la interacción de fase gaseosa y de agitación durante el transporte, mediante la realización de estas acciones se evita la modificación del contenido de dióxido de carbono y variación en el valor de pH, los bicarbonatos no se conviertan a la forma de carbonatos precipitables; el hierro tienda a oxidarse menos, limitando las variaciones de turbiedad y color (Instituto ecuatoriano de normalización, 2013, pág. 5).

3.2.6.3.1. Conservación de muestras

Las técnicas de conservación de las muestras, durante el proceso de conservación de muestras por los distintos parámetros físico, químicos y biológicos, se vuelve muy difícil generar la estabilización completa de las muestras, un problema adicional es

establecer una marca de precisión de tiempo desde el momento de tomar la muestra hasta que esta sea analizada en el laboratorio.

Las técnicas de conservación colaboran a retrasar, en el mejor de los casos, los cambios y alteraciones químicas y biológicas que ocurrirán desde que se toma la muestra hasta que se realiza el análisis. En cualquier caso para garantizar la mínima alteración de la muestra, el análisis debe realizarse lo más rápido posible una vez tomada la muestra (Sierra Ramírez, 2011, pág. 318).

3.2.7. Transporte de las muestras

El transporte de las muestras, desde los puntos de muestreo previamente seleccionadas, se lo debe realizar rápidamente, con la finalidad de mantener las muestras en las condiciones iniciales y poder así reducir el error de los resultados en el laboratorio al momento de su análisis.

3.3. Análisis de muestras

Después de realizar el proceso de codificación de la microcuenca Quebrada Ortega, se procedió con la recolección de muestras según el proceso anteriormente detallado, para lo cual se utilizó el siguiente protocolo de toma de datos.

Tabla 11. *Protocolo de toma de datos.*

Datos de Campo								
Coordenada			Codificación		Parámetros			
X	Y	Z	Código	Muestra	pH	Temperatura	Turbiedad	Oxígeno disuelto

Nota. pH; Potencial de hidrogeno x; latitud y; longitud y z; altura
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Una vez las muestras recolectadas, se realizará una selección aleatoria de 5 muestras para el debido proceso de validación de los distintos modelos a ser realizados.

3.3.1. Toma de datos

La toma de datos se realizará en dos fases, debido a las condiciones de los parámetros a ser analizados, una primera fase mediante el uso de equipos especializados en campo, que permiten tener los datos in situ y una segunda fase en laboratorio con el uso de reactivos y equipos.

3.3.1.1. Datos de Campo

Las diferentes mediciones de los parámetros en campo se lo realizó de la siguiente manera, para el cálculo de pH, mediante el uso de pH-metros portátiles para mediciones fiables de las condiciones del río.

Tabla 12. *Protocolo datos en campo.*

Datos de campo						
Coordenadas			Muestra	Parámetros		
X	Y	Z		pH	Temp	OD
769143	9963967	3265	1	6.77	10.20	7.41
769646	9964013	3192	2	6.60	10.50	8.47
770204	9964207	3125	3	7.10	10.80	9.20
770248	9964245	3121	4	6.86	11.00	10.46
770323	9964312	3111	5	7.09	11.40	9.70
770937	9965605	3008	6	7.14	10.00	8.66
770946	9965612	3008	7	7.12	10.50	9.36
771552	9966539	2950	8	7.19	12.00	12.48
771554	9966546	2949	9	7.22	13.00	14.48
771798	9966891	2934	10	6.57	15.00	7.50
772357	9967397	2910	11	7.17	15.30	0.41
772568	9967752	2906	12	6.41	15.20	0.72
771992	9967547	2900	13	6.50	15.50	0.42
771992	9967547	2916	14	6.50	16.00	1.40
772078	9967558	2910	15	6.80	16.50	1.90

Nota. Temp. Temperatura. x; latitud y; longitud y z; altura. pH, Potencial de hidrogeno. OD, Oxígeno Disuelto.

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

La determinación de los parámetros faltantes se los debe analizar, en el laboratorio, para el tratamiento de datos se le asignó la siguiente hoja de protocolo de datos en el laboratorio.

3.3.1.2. Datos de laboratorios

Tabla 13. *Protocolo de toma de datos en laboratorio.*

Datos de Laboratorio							
Codificación	Parámetros						
Muestra	Cond.	TUR	SS	SSSED	C.F.	DBO	DQO
1	241.0	14.99	6.30	10.00	75.00	0	0
2	96.80	8,64	80.90	5.50	120.00	0	0
3	200.0	1.88	65.80	9.80	120.00	0	0
4	200.6	1.87	75.30	14.30	120.00	0	0
5	200.0	7.49	85.30	17.80	120.00	0	0
6	209.0	9.07	500.00	45.30	1100.00	0	0
7	210.0	9.68	655.00	63.50	1100.00	0	0
8	228.0	2.47	746.00	53.20	1100.00	0	0
9	229.0	14.79	832.00	100.00	1100.00	0	0
10	581.0	129.90	2000.00	1250.00	2420.00	0	0
11	837.0	174.30	1025.00	2000.00	2420.00	0	0
12	600.0	930.00	1500.00	100.00	2420.00	0	0
13	600.0	1880.00	980.00	1500.00	2420.00	0	0
14	623.0	1000.00	1265.00	2350.00	2420.00	0	0
15	700.0	1758.00	1790.00	2470.00	2420.00	0	0

Nota. Cond; Conductividad. SS; Sólidos suspendidos. SSSED; Sólidos sedimentables. C.F.; Coliformes fecal. DBO; Demando biológico de oxígeno. DQO; Demanda química de oxígeno. TUR; Turbiedad.

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Una vez obtenidos los datos de los distintos parámetros de campo como en laboratorio, se procedió a realizar una selección aleatoria de las diferentes muestras, de las cuales se seleccionara el 70%, para el proceso de interpolación de modelado y el restante 30%, se utilizó para validar el modelo que mejor se ajuste a la realidad del punto muestreado, el proceso se realizado mediante el uso del programa Decision Analyst Stats 2.0. Teniendo como resultado las muestra seleccionadas para el proceso de modelado son; 1, 3, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13. Mientras las restante se utilizó en la validación; 2, 4, 5, 14, 15.

CAPÍTULO 4

ANÁLISIS Y RESULTADOS

El modelado de los datos obtenidos tanto en campo y en laboratorio después de seguir las respectivas metodologías establecidas por standard methods (métodos estándar) y normas INEN.

4.1. Calculo de índices de calidad.

4.1.1. Calculo de IQA

Previo al cálculo del IQA se procede a realizar las respectivas ponderaciones, de los datos obtenidos.

Tabla 14. *Ponderaciones IQA.*

	Ponderaciones	pH	Temperatura	Turbiedad	Oxígeno Disuelto	Conductividad	Sól. Suspendido	Sól. Sedimentable	Coliformes	Demanda Química de oxígeno (DQO)	Demanda Biológica de oxígeno (DBO)
Interpolaciones	1	0.60	0.60	0.80	0.45	0.80	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00
	3	0.90	0.60	1.00	0.15	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00
	6	0.90	0.60	1.00	0.25	1.00	0.90	1.00	0.00	0.00	0.00
	7	0.90	0.60	1.00	0.12	0.80	0.90	1.00	0.00	0.00	0.00
	8	0.90	0.70	1.00	-0.56	0.80	0.90	1.00	0.00	0.00	0.00
	9	0.90	0.65	0.90	-1.10	0.80	0.80	1.00	0.00	0.00	0.00
	10	0.60	0.90	0.00	0.44	0.60	0.60	0.70	0.00	0.00	0.00
	11	0.60	0.90	0.00	0.99	0.40	0.70	0.60	0.00	0.00	0.00
	12	0.60	0.90	0.00	1.00	0.50	0.80	0.70	0.00	0.00	0.00
	13	0.60	1.00	0.00	0.98	0.50	0.70	0.50	0.00	0.00	0.00
Validación	2	0.60	0.60	0.90	0.28	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00
	4	0.60	0.65	1.00	-0.09	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00
	5	1.00	0.68	0.90	0.06	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00
	14	0.60	1.00	0.00	0.98	0.50	0.70	0.57	0.00	0.00	0.00
	15	0.90	1.00	0.00	0.96	0.35	0.70	0.64	0.00	0.00	0.00

Nota. Sól.; Sólidos. pH; Potencial de hidrogeno.

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla 15. *Valores de variables.*

Variables	Valor
a	1
b	2.5
c	2
d	1.7
e	1.5
f	1.3
Total	10

Nota. Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla 16. *Calculo de IQA.*

a	B	C	d	E	f	IQA Ponderado	Muestra	IQA 100
0	1.127	0	1.36	0.9	0.78	4.167	1	41.67
0	0.384	0	1.7	1.35	0.78	4.214	3	42.14
0	0.625	0	1.53	1.35	0.78	4.285	6	42.85
0	0.309	0	1.53	1.35	0.78	3.969	7	39.69
0	-1.393	0	1.53	1.35	0.91	2.396	8	23.96
0	-2.741	0	1.224	1.35	0.845	0.677	9	6.77
0	1.093	0	0	0.9	1.17	3.163	10	31.63
0	2.487	0	0	0.9	1.17	4.557	11	45.57
0	2.495	0	0	0.9	1.17	4.565	12	45.65
0	2.451	0	0	0.9	1.3	4.651	13	46.51
0	0.706	0	1.53	0.9	0.78	3.916	2	39.16
0	-0.23	0	1.7	0.9	0.845	3.209	4	32.09
0	0.147	0	1.53	1.5	0.884	4.061	5	40.61
0	2.451	0	0	0.9	1.3	4.651	14	46.51
0	2.409	0	0	1.35	1.3	5.059	15	50.59

Nota. Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

4.1.2. Cálculo del ISCA

Tabla 17. *Cálculo ISCA*

Ponderaciones		Temp	Sólidos Suspendidos	OD	Cond	DQO	ISCA
Interpolaciones	1	1.00	24.06	18.53	18.76	0.00	61.33
	3	1.00	15.13	23.00	20.00	0.00	58.13
	6	1.00	0.00	21.65	19.71	0.00	41.35
	7	1.00	0.00	23.40	19.68	0.00	43.07
	8	1.00	0.00	25.00	19.13	0.00	44.12
	9	1.00	0.00	25.00	19.10	0.00	44.09
	10	1.00	0.00	18.75	12.87	0.00	31.62
	11	1.00	0.00	1.80	10.43	0.00	12.23
	12	1.00	0.00	1.05	12.66	0.00	13.70
	13	1.00	0.00	3.50	12.40	0.00	15.90
Validación	2	1.00	12.87	25.00	24.86	0.00	62.72
	4	1.00	13.71	26.15	19.98	0.00	59.83
	5	1.00	12.21	24.25	20.00	0.00	56.45
	14	1.00	0.00	4.75	12.40	0.00	17.15
	15	1.00	0.00	2.38	11.63	0.00	14.00

Nota. Temp.; Temperatura. OD.; Oxígeno Disuelto. Cond.; Conductividad. ISCA.; Índice simultáneo de calidad de agua.

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

4.2. Estadística descriptiva

Luego de realizar el análisis de los datos obtenidos en campo y en laboratorio, se ejecutó el análisis estadístico con la ayuda del programa XLSTAT-Pro 7.5 el cual se destaca ya que el programa trabaja con Microsoft Office Excel en su versión del año 2003, el cual analiza los parámetros, en marcados en las tablas a continuación.

4.2.1. Estadística de IQA e ISCA

Tabla 18. *Datos Estadísticos IQA e ISCA*

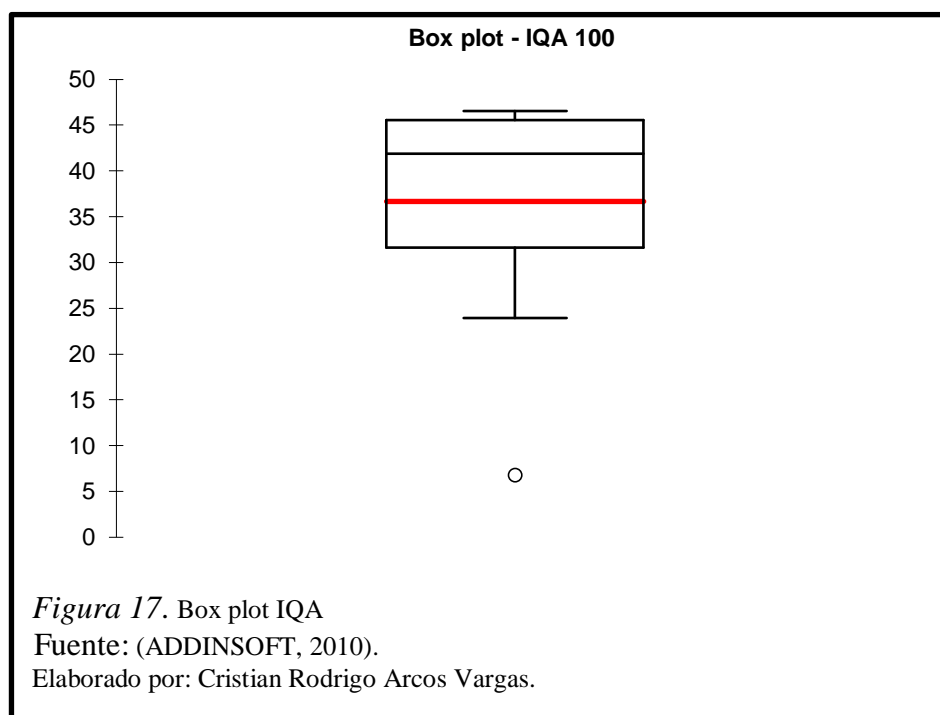
Descripción	IQA 100	ISCA
Número de valores utilizados	10	10
Porcentaje de valor mínimo	10.000	10.000
Mínimo	6.772	12.230
Primer cuartil	31.638	15.905
Mediana	41.906	42.219
Tercer cuartil	45.570	44.128
Máximo	46.510	61.337
Rango	39.738	49.107
Suma	366.470	365.598
Media	36.647	36.560
Media geométrica	32.896	31.754
Media armónica	26.137	26.634
Curtosis (Pearson)	0.316	-1.570
Asimetría (Pearson)	-1.278	-0.158
Curtosis	2.897	-1.218
Asimetría	-1.776	-0.219
CV (desviación típica/media)	0.345	0.485
Varianza de muestra	143.978	282.421
Varianza estimada	159.976	313.801
Desviación típica de muestra	11.999	16.805
Desviación típica estimada	12.648	17.714
Desviación típica media	9.514	14.555
Desviación absoluta mediana	3.707	13.256
Desviación típica de la media	4.000	5.602
Límite inferior. IC de la media	27.599	23.888
Límite superior. IC de la media	45.695	49.232

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

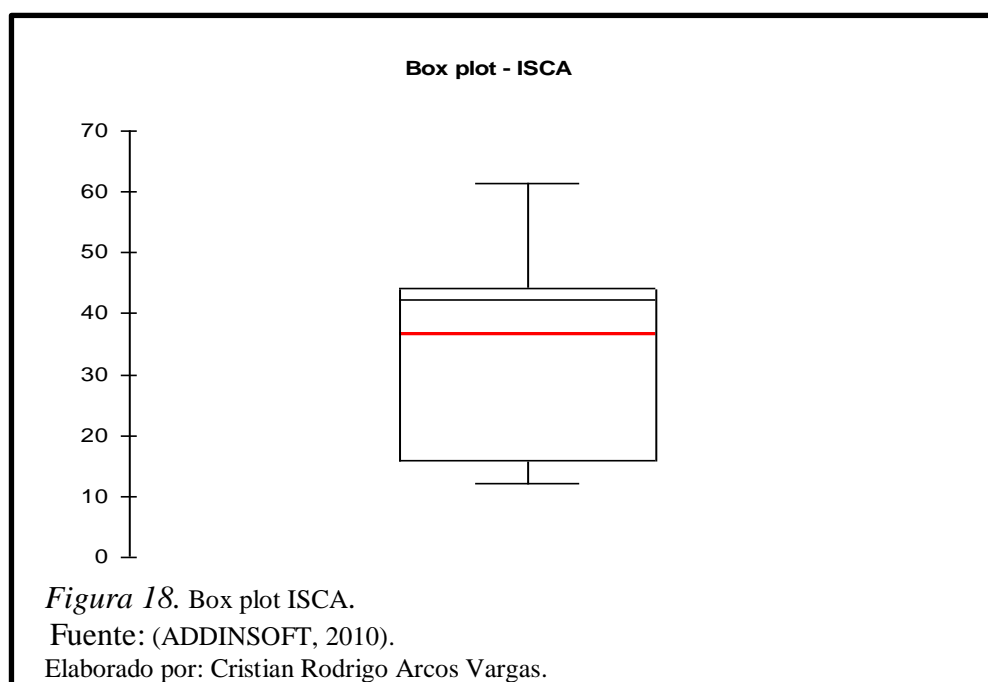
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

4.3. Box-plots

4.3.1. Box plots de IQA



4.3.2. Box plots de ISCA



4.4. Normalidad

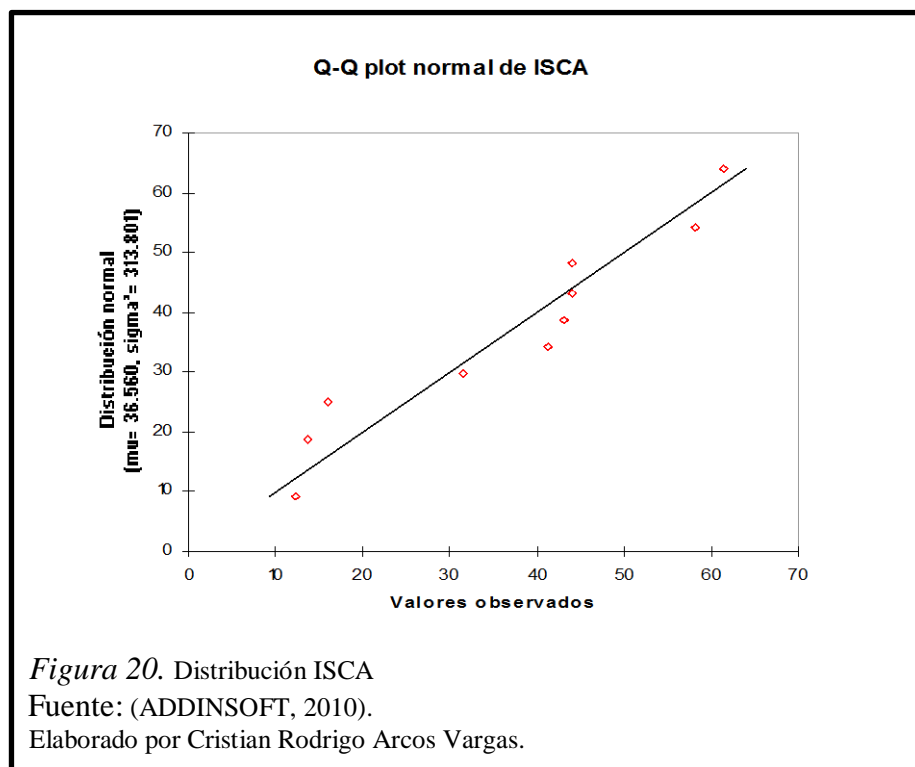
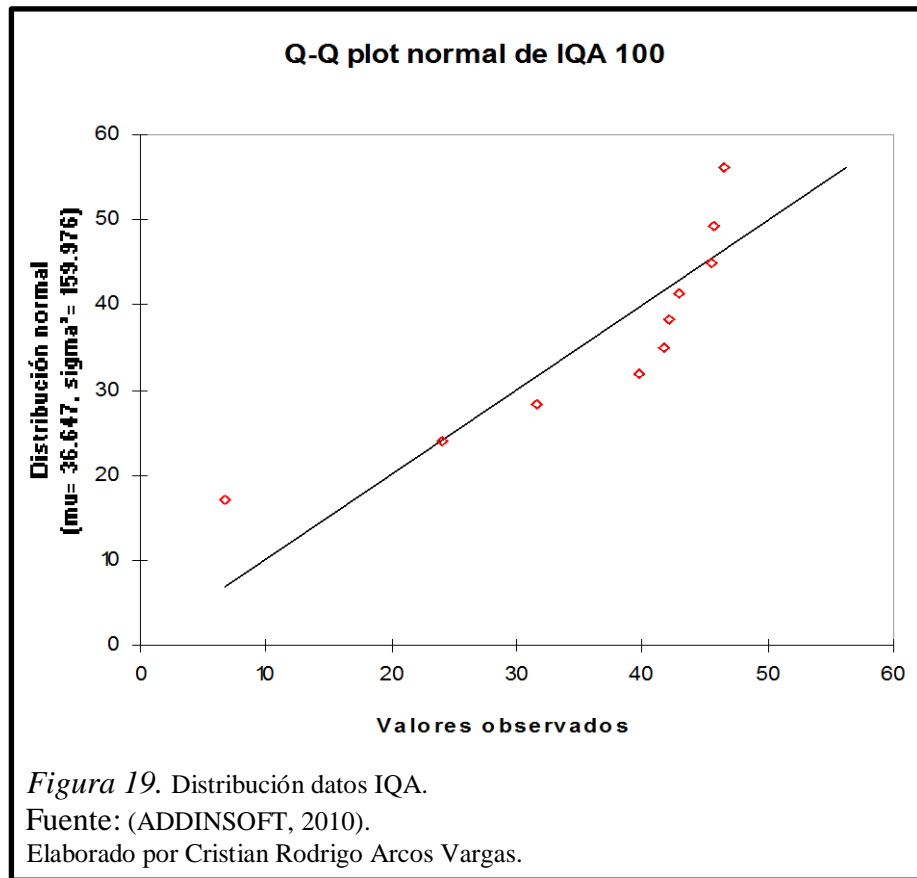


Tabla 19. *Nomalidad del IQA.*

Prueba de Shapiro-Wilk	
W (valor observado)	0.771
p-value unilateral	0.007
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Jarque-Bera	
JB (valor observado)	8.753
JB (valor crítico)	5.991
GDL	2
p-value unilateral	0.013
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 no se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Anderson-Darling	
A ² de Anderson-Darling	0.965
p-value unilateral	0.009
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Lilliefors	
D	0.295
D (estandarizado)	0.934
p-value	0.014
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010)

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla 20. Normalidad del ISCA.

Prueba de Shapiro-Wilk	
W (valor observado)	0.901
p-value unilateral	0.224
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Jarque-Bera	
JB (valor observado)	0.698
JB (valor crítico)	5.991
GDL	2
p-value unilateral	0.705
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 no se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Anderson-Darling	
A ² de Anderson-Darling	0.415
p-value unilateral	0.215
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Lilliefors	
D	0.207
D (estandarizado)	0.654
p-value	0.262
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

4.5. Verificación

El proceso de verificación comprende en comparar los diferentes procesos de interpolación o modelación, con los datos modelados o interpolados, previamente separados por la selección aleatoria. Previo al cálculo de las verificaciones, se descarta las interpolaciones por medio visual en donde se identifiquen, la pérdida de datos ingresados para interpolación, como segundo paso se calcula el promedio de los datos interpolados, seguido de la varianza, tanto de los datos interpolados inicialmente, así como de los predichos, por los modelos interpolados. La sumatorio de la varianzas de los datos, se divide a la varianza de los datos reales el cual debe

ser 1 o lo más cercano a 1. Los datos para ser aceptados deberán cumplir como mínimo el parámetro de 0.7 y no pasar de 1.

4.5.1. Verificación IQA

Tabla 21. Verificación del IQA 1

COORDINATE	IQA 100	Varianza real	IQANP	Varianza IQANP	IQAMA2	Varianza IQAMA2	IQAMAID2	Varianza IQAMAID2
(769143, 9963967)	41.673	25.26	41.673	25.26	37.082	0.19	41.673	25.26
(770204, 9964207)	42.140	30.17	42.140	30.17	35.262	1.92	42.140	30.17
(770937, 9965605)	42.851	38.49	42.851	38.49	35.596	1.10	42.797	37.82
(770946, 9965612)	39.698	9.31	39.698	9.31	35.597	1.10	39.711	9.39
(771552, 9966539)	23.962	160.90	23.962	160.91	35.550	1.20	23.008	186.02
(771554, 9966546)	6.772	892.49	6.772	892.52	35.549	1.21	7.331	859.43
(771798, 9966891)	31.638	25.10	31.638	25.09	35.484	1.35	31.637	25.10
(772243, 9967925)	45.570	79.63	45.570	79.62	35.448	1.44	45.570	79.62
(772357, 9967397)	45.656	81.16	45.656	81.16	35.443	1.45	45.656	81.16
(772568, 9967752)	46.510	97.28	46.510	97.28	35.468	1.39	46.510	97.28
Promedio	37							
Suma de varianzas		1440		1440		12		1431
División de varianzas				1.000		0.009		0.994

Nota. Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005).

Los parámetros seleccionados con amarillo son elegidos para el proceso de validación. IQANP; Índice de calidad de aguas interpolación nearts point. IQAMA2; Índice de calidad de aguas interpolación moving average linear decrease de segundo grado. IQAMAID2; Índice de calidad de aguas interpolación moving average inverse distance de segundo grado.

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla 22. IQA 2

COORDINATE	IQA 100	Varianza real	IQAMSP2	Varianzas IQAMSP2	IQAMS2DL	varianzas IQAMS2DL
(769143, 9963967)	41.67	25.26	42.46	33.81	41.80	26.57
(770204, 9964207)	42.14	30.17	37.25	0.37	44.10	55.67
(770937, 9965605)	42.85	38.49	36.82	0.03	29.27	54.39
(770946, 9965612)	39.69	9.31	36.82	0.03	29.28	54.23
(771552, 9966539)	23.96	160.90	36.57	0.01	29.62	49.35
(771554, 9966546)	6.77	892.49	36.57	0.01	29.54	50.42
(771798, 9966891)	31.63	25.10	36.48	0.03	32.03	21.27
(772243, 9967925)	45.57	79.63	31.52	26.21	43.75	50.52
(772357, 9967397)	45.65	81.16	41.75	26.12	39.63	8.90
(772568, 9967752)	46.51	97.28	41.68	25.35	46.57	98.52
Promedio	3					
Suma de varianzas		1440		112		470
División de varianzas				0.078		0.326

Nota Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005). IQAMSP2; índice de calidad del agua moving surface, plane weight 2. IQAMS2DL; Índice de calidad del agua moving Surface, degrease lineal weight 2.

Elaborado por; Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

4.5.2. Verificación ISCA

Tabla 23. Verificación del ISCA

COORDINATE	ISCA	Varianza real	MINP	Varianza MINP	MIMS2D L	Varianza MIMS2D L	MIMSP	Varianza MIMSP
(769143, 9963967)	61.34	613.90	61.34	613.90	61.26	609.85	60.95	594.83
(770204, 9964207)	58.13	465.44	58.13	465.44	56.74	407.36	60.40	568.30
(770937, 9965605)	41.36	23.04	41.36	23.04	48.14	133.98	44.10	56.88
(770946, 9965612)	43.08	42.49	43.08	42.49	48.03	131.59	44.00	55.41
(771552, 9966539)	44.13	57.28	44.13	57.28	36.75	0.03	33.04	12.42
(771554, 9966546)	44.10	56.84	44.10	56.84	36.70	0.02	32.95	13.06
(771798, 9966891)	31.62	24.38	31.62	24.38	31.23	28.37	28.86	59.29
(772243, 9967925)	12.23	591.94	12.23	591.94	14.04	507.33	19.84	279.45
(772357, 9967397)	13.71	522.30	13.71	522.30	20.27	265.52	19.26	299.46
(772568, 9967752)	15.91	426.62	15.91	426.62	12.73	567.77	15.05	462.50
Promedio	36.56							
Suma de varianzas		2824.24		2824.24		2651.81		2401.62
División de varianzas				1.00		0.94		0.85

Nota. Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005). ISCA: Índice simultaneo de calidad del agua . MINP; Índice simultaneo de calidad del agua nearest point. MIMS2DL; Índice simultaneo de calidad del agua moving surface decrease, lineal weight 2. MIMSP; Índice simultaneo de calidad del agua moving surface plane.

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

4.6. Validación

El proceso de validación se realizó, con el 30% de los datos no ingresados en la interpolación para este caso 5 putos. Se procedió con el cálculo de la varianza, posteriormente se divide para la suma de varianzas, el resultado debe ser entre 0.7 y 1 con lo cual estaríamos cumpliendo los parámetros planteados en la verificación cumpliendo la misma metodología en el proceso de validación.

4.6.1. Validación IQA

Tabla 24. *Validación del IQA*

COORDINATE	IQA100	Varianza real	IQANP	Varianza IQANP	IQAMAID2	Varianza IQAMAID2
(769646, 9964013)	39	50	41.67	92	41.47	88
(770248, 9964245)	32	0	42.14	101	42.11	100
(770323, 9964312)	41	73	42.14	101	41.97	98
(772078, 9967558)	47	208	45.65	184	42.68	112
(772368, 9967690)	51	342	46.51	208	45.19	172
Promedio	42					
Suma de varianzas		672		685		569
División de varianzas				1.018		0.847

Nota. Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005). IQA; Índice de calidad del agua. IQANP; Índice de calidad del agua nearest point. IQAMAID2; Índice de calidad del agua moving average inverse distance, weight 2
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

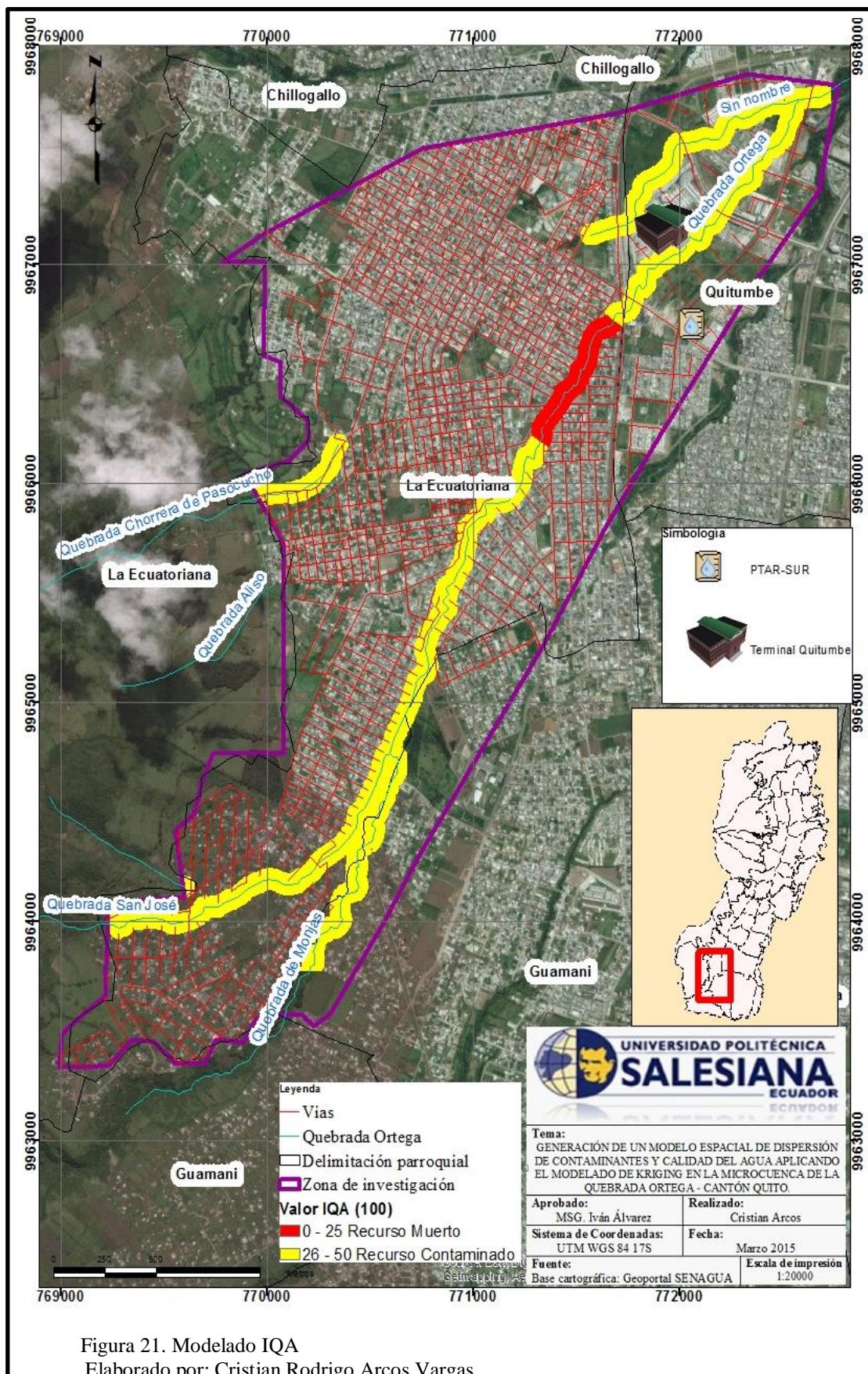
4.6.2. Validación ISCA

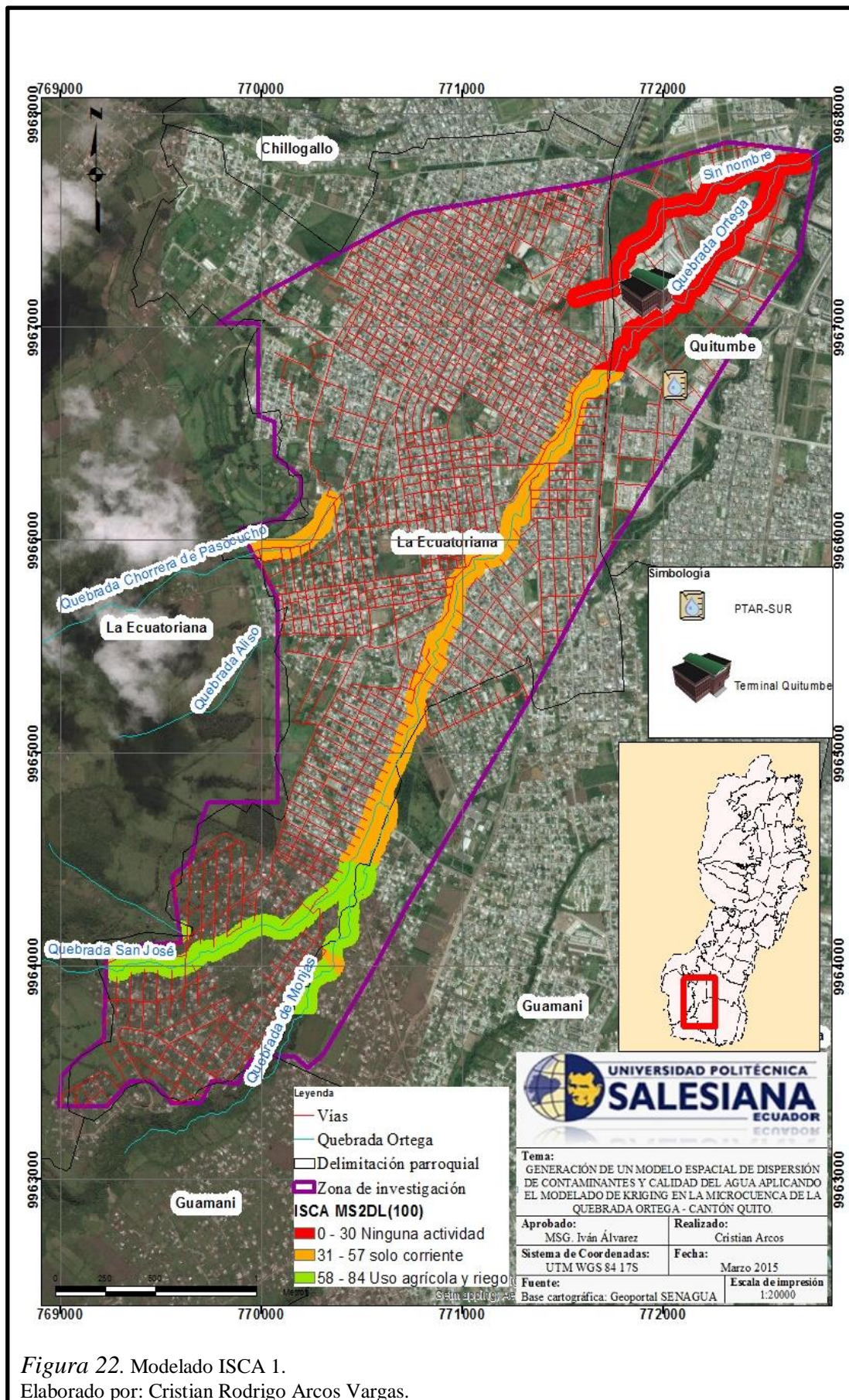
Tabla 25. *Validación del ISCA.*

COORDINATE	ISCA	Varianza real	MIMS2DL	Varianza MIMS2DL	MIMSP	Varianza MIMSP	MINP	Varianza MINP
(769646, 9964013)	62.72	428	60.016	323	59.048	289	61.337	373
(770248, 9964245)	59.84	317	56.508	209	59.951	321	58.134	259
(770323, 9964312)	56.46	208	56.081	197	59.117	292	58.134	259
(772078, 9967558)	17.15	619	20.803	451	23.303	351	13.706	803
(772368, 9967690)	14	786	15.856	685	18.364	560	15.905	683
Promedio	42							
Suma de varianzas		2358		1866		1813		2376
División de varianzas				0.791		0.769		1.008

Nota. Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005). ISCA; Índice simultaneo de calidad del agua. MINP; Índice simultaneo de calidad del agua nearest point. MIMS2DL; Índice simultaneo de calidad del agua moving surface decrease, lineal weight 2. MIMSP; Índice simultaneo de calidad del agua moving surface plane.
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

4.7. Interpolados graficados y validados





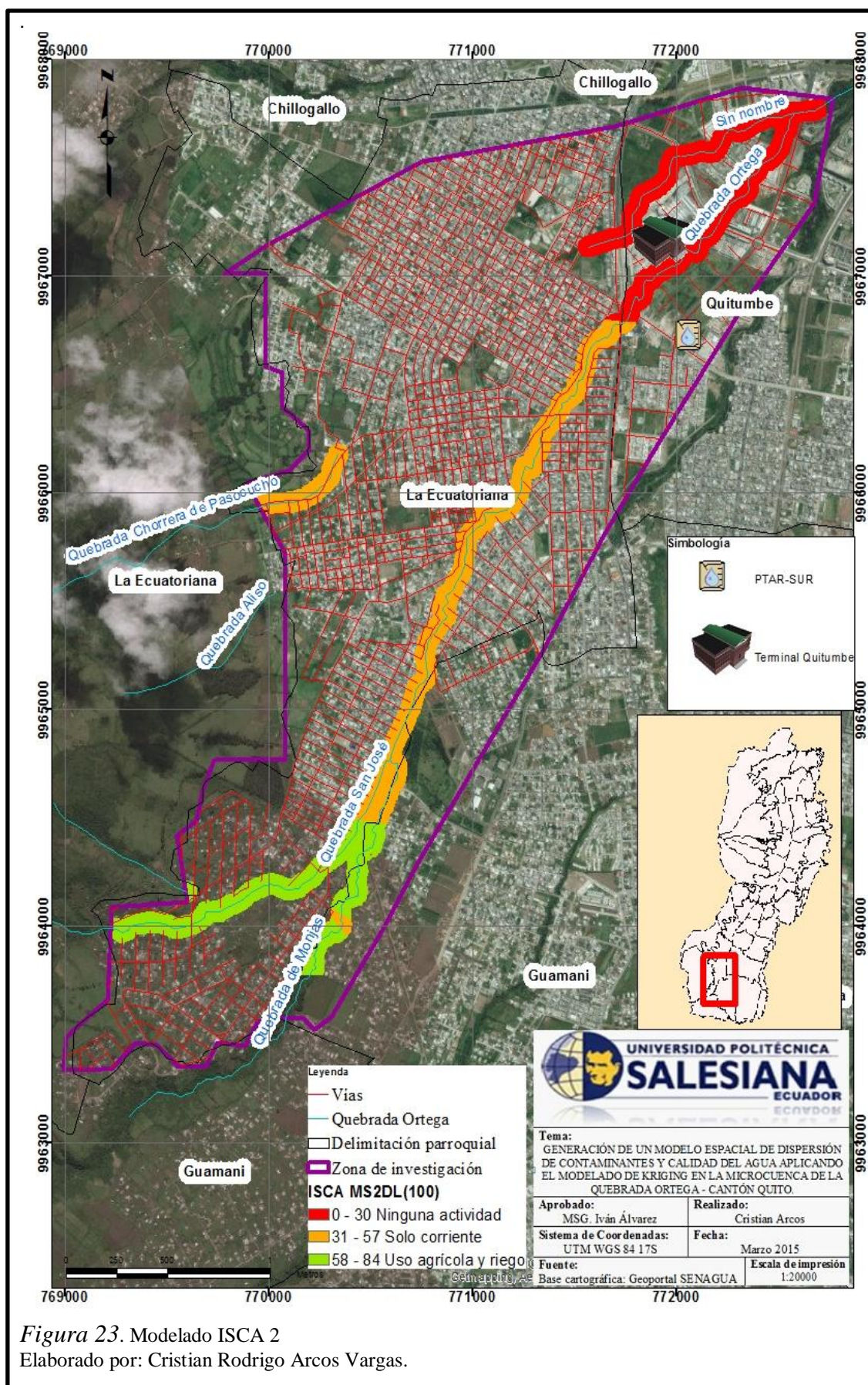


Figura 23. Modelado ISCA 2
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

CONCLUSIONES

- Los resultados presentados en el presente trabajo fueron obtenidos a partir de un único muestreo en los sitios identificados por su fácil accesibilidad en la Quebrada Ortega pudiendo inducir errores debido a la poca cantidad de puntos de muestreo de la quebrada, la información recopilada no representa las condiciones reales de la calidad de agua debido que la Empresa Pública Metropolitana de Agua Potable y Saneamiento (EPMASP) realizó obras de mitigación y remediación ambiental en la quebrada durante el periodo de investigación. Sin embargo la información recopilada representa las condiciones de la microcuenca sin el debido mantenimiento de dichas obras, permitiendo capturar la contaminación en la microcuenca sin el debido mantenimiento y limpieza de las obras de remediación ambiental realizadas. Por tal motivo se decidió la eliminación de los parámetros DQO y DBO₅ de la presente investigación por alterar los resultados debido a la acumulación de agua, sedimentos y materia orgánica, por un periodo de más de 6 meses.
- El índice de calidad de agua IQA con un valor mínimo de 6.77 y 45.65 de máximo sobre 100 posibles, presenta un mayor acercamiento a la realidad de la contaminación presente en la zona de investigación, debido a la utilización de varios parámetros, así también, refleja las condiciones en las cuales el recurso hídrico recorre la microcuenca y como aumenta su grado de contaminación, conforme ingreso a la zona urbana del Distrito Metropolitano de Quito. Con la aplicación del método del índice simultaneo de calidad del agua ISCA, se obtuvieron valores de 15.90 y 61.33 como máximo.
- El método de delimitación y codificación de unidades hidrográficas de Pfafstetter ha demostrado una aplicabilidad eficiente en la elaboración del mapa de unidades hidrográficas a un nivel detallado permitiendo así la identificación de los distintos aportantes de la Quebrada Ortega.
- En el proceso de modelado con geoestadística, permitió inferir en la realidad de la contaminación partiendo de datos no disponibles con un alto grado de

precisión al tomar datos reales, se conoció los datos desconocidos de los puntos no muestreados debido a la poca accesibilidad, logrando así calcular por medio de los interpoladores los datos reales de los puntos desconocidos, permitiendo mostrar una representación de la realidad, no conocida por las distintas dificultades de acceso a ciertas zonas de la Quebrada Ortega así como por la falta de recursos económicos para un mayor y exhaustivo análisis de la zona.

- Al utilizar los diferentes interpoladores de modelización de los métodos del ISCA e IQA, el interpolador que más se acercó a la realidad de los datos obtenidos y posterior modelado. El interpolador Moving Average con peso de 2, al aplicar la ecuación de segundo grado cumplió el 85% de validación para el IQA. Mientras para el proceso de validación del ISCA dos modelos se acercaron a la realidad de los datos obtenidos en campo, el interpolador Moving Surface, al aplicar la ecuación plana con un 77% y de segundo grado con 80%.

RECOMENDACIONES

- En futuras investigaciones de predicción de distribución de contaminantes, los parámetros para ser analizados en el laboratorio y en campo, se deben contar con las debidas certificaciones de los métodos y equipos otorgados por la entidad de control para tal efecto los servicios de acreditación del Ecuador (SAE).
- Los procesos de investigación novedosos con la aplicación de nuevas técnicas, deben ser seguidos muy de cerca no solo por el investigador principal, sino también por el jefe del área de investigación del Universidad Politécnica Salesiana, de la carrera de ingeniería Ambiental, para así poder solucionar problemas de reactivos, equipo o logística para recolección de datos en campo.
- La aplicación de diferentes interpoladores, no solo permitirán predecir la dispersión de contaminantes, sino también la predicción de procesos de remediación e identificación de puntos fijos de contaminación.
- Realizar el proceso de investigación después de ser implementada la planta de tratamiento de aguas residuales y generar datos históricos y verificar los cambios positivos y negativos.

LISTA DE REFERENCIA

- ADDINSOFT. (24 de Diciembre de 2010). XLSTAT Products. *XLSTAT-Pro 7.5* . París, Francia: ADDINSOFT.
- Bayo Bernal, F. J. (2013). *Calidad de aguas* . Cartagena de Indias, Colombia: Universidad de Cartagena.
- Cañada Torrencilla , R. M. (2008). Técnicas de interpolación geoestadísticas: kriging ordinario. En A. Moreno Jiménez, *Sistemas y análisis de la información geográfica manual de autoaprendizaje con ArcGIS* (Segunda ed., págs. 833-863). México DF.: Alfaomega.
- Carvalho Guimarães, E. (2004). *Geoestatística básica e aplicada*. Uberlândia, Brasil: UFU/FAMAT.
- Chica Olmo, M. (2005). La geoestadística como herramienta de análisis espacial de datos de inventario forestal . *Actas de la primera reunión de inventario y teledetección forestal*, 47- 57.
- Colell, E., Uribe, J., & Chale, P. (2010). *Conceptos básicos de geoestadística*. (L. Capalbo Lavezzo, Ed.) New York: Creative commons.
- Dalence Martinic, S. (2011). Principios de modelamiento y geoestadística. *Geoestadística*. Cochabamba, Bolivia: Nuffic.
- Dirección general de estadísticas e información ambiental . (2011). *Indicadores de calidad del agua*. Mexico D.F.: Conagua.
- Elias Castells, X. (2012). *Métodos de valorización y tratamiento de residuos municipales*. Madrid-España: Díaz de santos.
- Fraume Restrepo, N. J. (2008). *Diccionario Ambiental*. Colombia: ECO EDICIONES.
- Giraldo Henao, R. (2005). *Introducción a la geoestadística Teoría y aplicación*. Bogota, Colombia: Universidad Nacional de Colombia.

- Goyenda, G. (Junio de 2007). Guía para la utilidad de las valijas viajeras. *Cartilla de Oxígeno disuelto*. Uruguay: Red monitoreo ambiental participativo de sistemas acuáticos.
- Guisande Gonzáles, C. (2006). *Tratamiento de datos*. Sevilla: Diaz de santos .
- Instituto ecuatoriano de normalización . (2013). *Agua, calidad del agua muestreo y técnicas de muestreo*. Quito: Registro oficial del Ecuador .
- Instituto ecuatoriano de normalización. (2013). *Agua, calidad del agua muestreo, manejo y conservación de muestras*. Quito: Registro oficial.
- Instituto geográfico militar. (2008). Hoja cartografica Quito. *Quito*. Quito, Pichincha, Ecuador: Instituto geográfico milita - IGM.
- Instituto nacional de metereologia e hidrología. (2013). *Anuario metereologico 2011*. Quito, Pichincha, Ecuador: Instituto nacional de metereologia e hidrología - INAMHI.
- International institute for geo-information science and Earth observation (ITC). (Julio de 2005). Integrated Land and Water Information System (ILWIS) 3.3 academic. *Integrated Land and Water Information System (ILWIS) 3.3 academic*. (W. Koolhoven, J. Hendrikse, W. Nieuwenhuis, B. Retsios, M. Schouwenburg, L. Wang, . . . R. Nijmeijer, Edits.) Enschede, Overijssel, Holanda: Faculty of geo-information science and Earth observation of the university of Twente.
- Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1987). A test for normality of observations and regression residuals. *International statistical review*, 163- 172.
- Kitanidis, P. (2003). *Introduction to geostatistics: Applications to Hydrogeology*. New York: Cambridge university press.
- Marques Dos Santos , M. J. (2010). *Estadpistica básica un enfoque no parametrico*. Zaragoza, México: Universidad nacional autónoma de México.
- Mejía Clara, M. R. (2005). *Análisis de la calidad del agua para consumo humano y percepción local de las tecnologías apropiadas para su desinfección a escala domiciliaria, en la microcuenca el Limón, San Jerónimo, Honduras*. Centro

agronómico tropical de investigación y enseñanza tropical agricultural research and higher education center, Programa de educación para el desarrollo y la conservación . Turrialba: Catie.

Miliarium Aureum, S.L. (2004). *Miliarium.com Ingenieria civil y medio ambiente*. Recuperado el 20 de agosto de 2014, de Índices globales de calidad de las aguas:

<http://www.miliarium.com/prontuario/Indices/IndicesCalidadAgua.htm#ICG>

Mohn Razali, N., & Bee Wah, Y. (2011). Poer comparisons of shapiro-wilk, kolmogoroc-smirnov, lilliefors and anderson-darling test. *Journal of statistical modeling and analytics*, 21-33.

Moreno Izquierdo, V. J. (2012). Fertilidad de los suelos a través de la regionalización de variables edafológicas mediante herramientas geoestadísticas, en seis cantones del Ecuador. La paz, Bolivia: clas.

Moreno Jimenez, A. (2008). *Sistemas y análisis de la información geográfica. Manual de autoaprendizaje con ARCGIS* (Segunda ed.). México D.F, México: RA-MA.

parámetros de calidad para el uso de agua residual. (2010). *Guía de calidad de efluentes para la protección de la salud*. Latinoamerica: Organización mundial de la salud.

Quezada, N. (2010). *Estadística para ingenieros*. Lima, Perú: Empresa editorial macro.

Ramirez, F. (29 de marzo de 2007). *El muestreo del agua, toma y conservación de las muestras*. Obtenido de <http://www.elaguapotable.com/El%20muestreo%20de%20los%20distintos%20tipos%20de%20agua.pdf>

Romario Rojas, J. A. (2009). *Calidad del agua*. Bogota, Colombia: Escuela colombia de ingeniería.

- Saracho, M., Segura, L., Rodríguez, N., & Zalazar, E. (Mayo de 2006). Análisis de la variabilidad espacial de la calidad del agua del río el Tala Catamarca. *Revista ciencia, II*(2), 25-38.
- Secretaría nacional del agua. (2009). *Metodología PFASFSTETTER*. Quito, Ecuador: Registro oficial del Ecuador.
- Secretaria nacional del agua. (9 de Septiembre de 2014). *Geoinformación*. Obtenido de Descargas: http://aplicaciones.senagua.gob.ec/servicios/descargas/archivos/Unidades_hidrograficas_nivel_5_escala_050K.zip
- Sierra Ramírez, C. A. (2011). *Calidad del agua evaluación y diagnostico*. Medellín-Colombia: ediciones de la U.
- Tortora, C., Funke, B., & Case, C. (2007). *Introducción a la microbiología*. Buenos Aires, Argentina: Panamericana.
- Vela Peón, F. (2010). *Normalidad de los errores*. México, D.F.: Universidad autónoma metropolitana.

ANEXOS

Anexo 1. Estadística descriptiva de los datos.

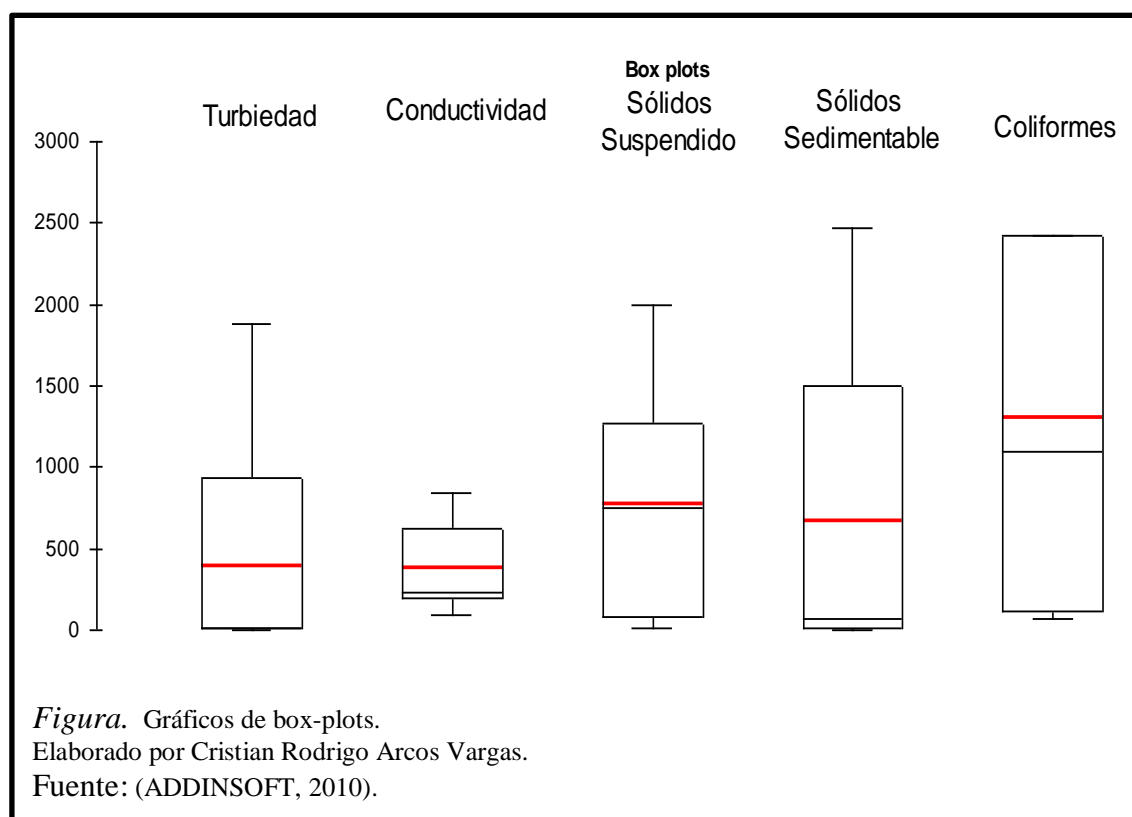
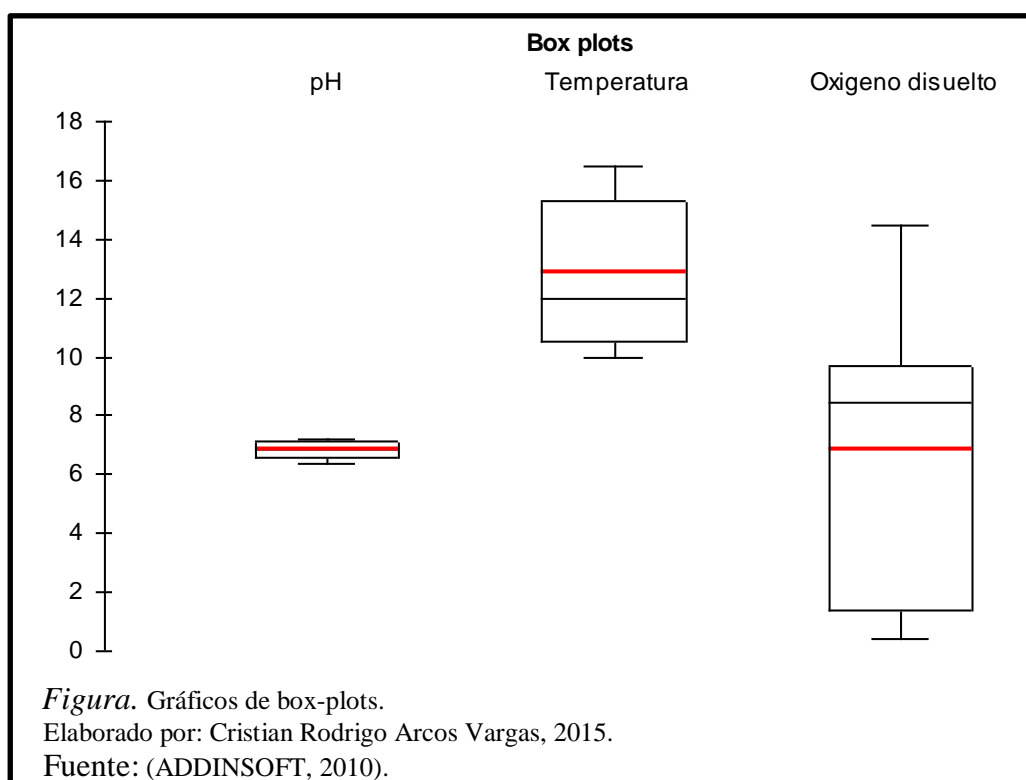
Tabla. *Datos Estadísticos*

	pH	Temperatura	Turbiedad	Oxígeno Disuelto	Conductividad	Sólidos Suspendido	Sólidos Sedimentable	Coliformes	DQO	DBO
% de val. mín.	6.667	6.667	6.667	6.667	6.667	6.667	6.667	6.667	100.00	100.00
Mínimo	6.400	10.00	1.870	0.410	96.800	6.300	5.500	75.000	0.000	0.000
Primer cuartil	6.570	10.50	7.490	1.400	200.600	80.900	14.300	120.000	0.000	0.000
Mediana	6.860	12.00	14.790	8.470	229.000	746.000	63.500	1100.000	0.000	0.000
Tercer cuartil	7.140	15.30	930.000	9.700	619.000	1265.000	1500.000	2420.000	0.000	0.000
Máximo	7.220	16.50	1880.000	14.48	837.000	2000.000	2470.000	2420.000	0.000	0.000
Rango	0.820	6.500	1878.130	14.07	740.200	1993.700	2464.500	2345.000	0.000	0.000
Suma	102.94	192.9	5943.08	102.5	5774.40	11606.60	9989.400	19475.000	0.000	0.000
Media	6.863	12.86	396.205	6.838	384.960	773.773	665.960	1298.333	0.000	0.000
Media geométrica	6.856	12.64	39.093	4.186	317.626	367.302	110.661	698.259	0.000	0.000
Media armónica	6.850	12.44	7.193	1.762	263.176	67.606	25.450	284.186	0.000	0.000
Curtosis (Pearson)	-1.681	-1.823	-0.022	-1.442	-1.523	-1.219	-1.094	-1.833	0.000	0.000
Asimetría (Pearson)	-0.261	0.218	1.274	-0.200	0.488	0.375	0.864	0.004	0.000	0.000
Curtosis	-1.594	-1.829	1.139	-1.201	-1.334	-0.833	-0.628	-1.845	0.000	0.000
Asimetría	-0.323	0.270	1.575	-0.247	0.604	0.463	1.068	0.005	0.000	0.000
CV (desviación típica/media)	0.044	0.189	1.677	0.682	0.627	0.849	1.437	0.791	0.000	0.000
Varianza de muestra	0.087	5.538	412213.45	20.27	54426.97	402406.51	854201.42	983772.222	0.000	0.000
Varianza estimada	0.093	5.934	441657.27	21.72	58314.61	431149.83	915215.81	1054041.66	0.000	0.000
Desviación típica de muestra	0.294	2.353	642.039	4.503	233.296	634.355	924.230	991.853	0.000	0.000
Desviación típica estimada	0.305	2.436	664.573	4.661	241.484	656.620	956.669	1026.665	0.000	0.000
Desviación típica media	0.266	2.197	531.090	3.912	220.032	530.078	832.027	897.333	0.000	0.000
Desviación absoluta mediana	0.280	1.800	12.910	1.990	29.000	660.700	53.500	980.000	0.000	0.000
Desviación típica de la media	0.079	0.629	171.592	1.203	62.351	169.539	247.011	265.084	0.000	0.000
Límite inf. IC de la media	6.694	11.51 1	28.177	4.257	251.231	410.149	136.174	729.785	0.000	0.000
Límite sup. IC de la media	7.031	14.20 9	764.234	9.419	518.689	1137.397	1195.746	1866.882	0.000	0.000

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Anexo 2. Box-plots de los datos estadísticos



Anexo 3. Temperatura (°C).

Tabla. Normalidad

Prueba de Shapiro-Wilk	
W (valor observado)	0.856
p-value unilateral	0.021
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Jarque-Bera	
JB (valor observado)	2.272
JB (valor crítico)	5.991
GDL	2
p-value unilateral	0.321
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 no se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Anderson-Darling	
A ² de Anderson-Darling	0.904
p-value unilateral	0.016
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Lilliefors	
D	0.210
D (estandarizado)	0.814
p-value	0.073
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

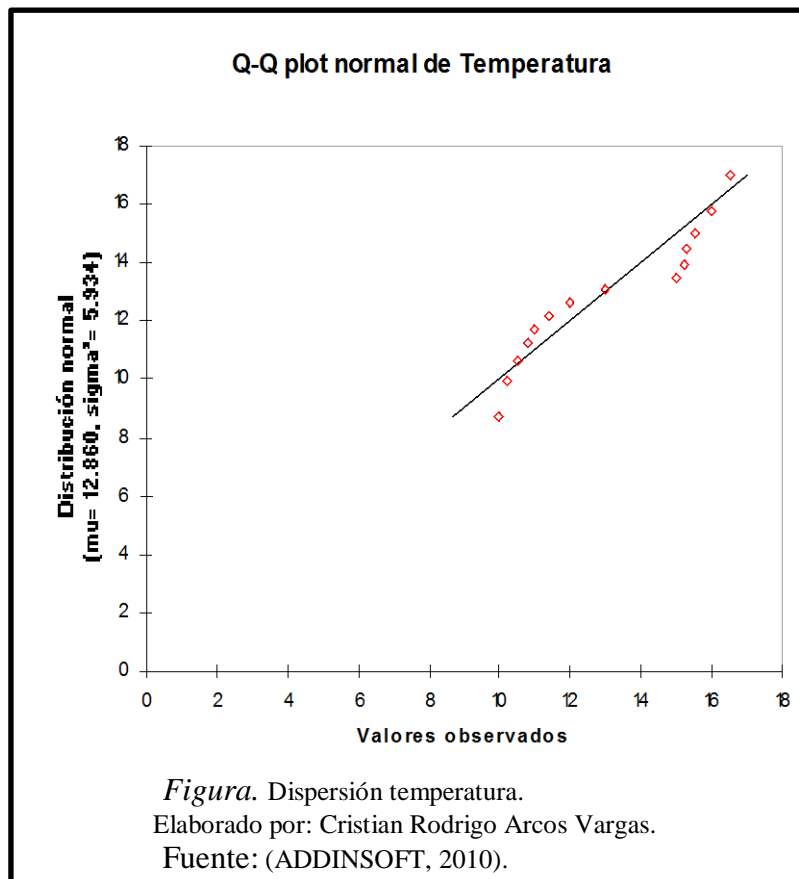


Tabla Validación temperatura(°C).

COORDINATE	Temperatura	Varianza real	MMODELTEMPN	Varianza MMODELTEMPN	MMODELTEMPM	Varianza MMODELTEMPM
(769143, 9963967)	10.20	6.86	10.200	6.864	10.902	3.679
(770204, 9964207)	10.80	4.08	10.800	4.080	11.606	1.474
(770937, 9965605)	10.00	7.95	10.000	7.952	12.616	0.042
(770946, 9965612)	10.50	5.38	10.500	5.382	12.621	0.040
(771552, 9966539)	12.00	0.67	12.000	0.672	13.070	0.063
(771554, 9966546)	13.00	0.03	13.000	0.032	13.073	0.064
(771798, 9966891)	15.00	4.75	15.000	4.752	13.257	0.191
(772357, 9967397)	15.20	5.66	15.200	5.664	13.574	0.569
(772568, 9967752)	15.50	7.18	15.500	7.182	13.761	0.885
(771992, 9967547)	16.00	10.11	16.000	10.112	13.546	0.527
Promedio	13					
Suma de varianzas		53		52.696		7.532
División de varianzas				1.000		0.143

Nota. Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005)

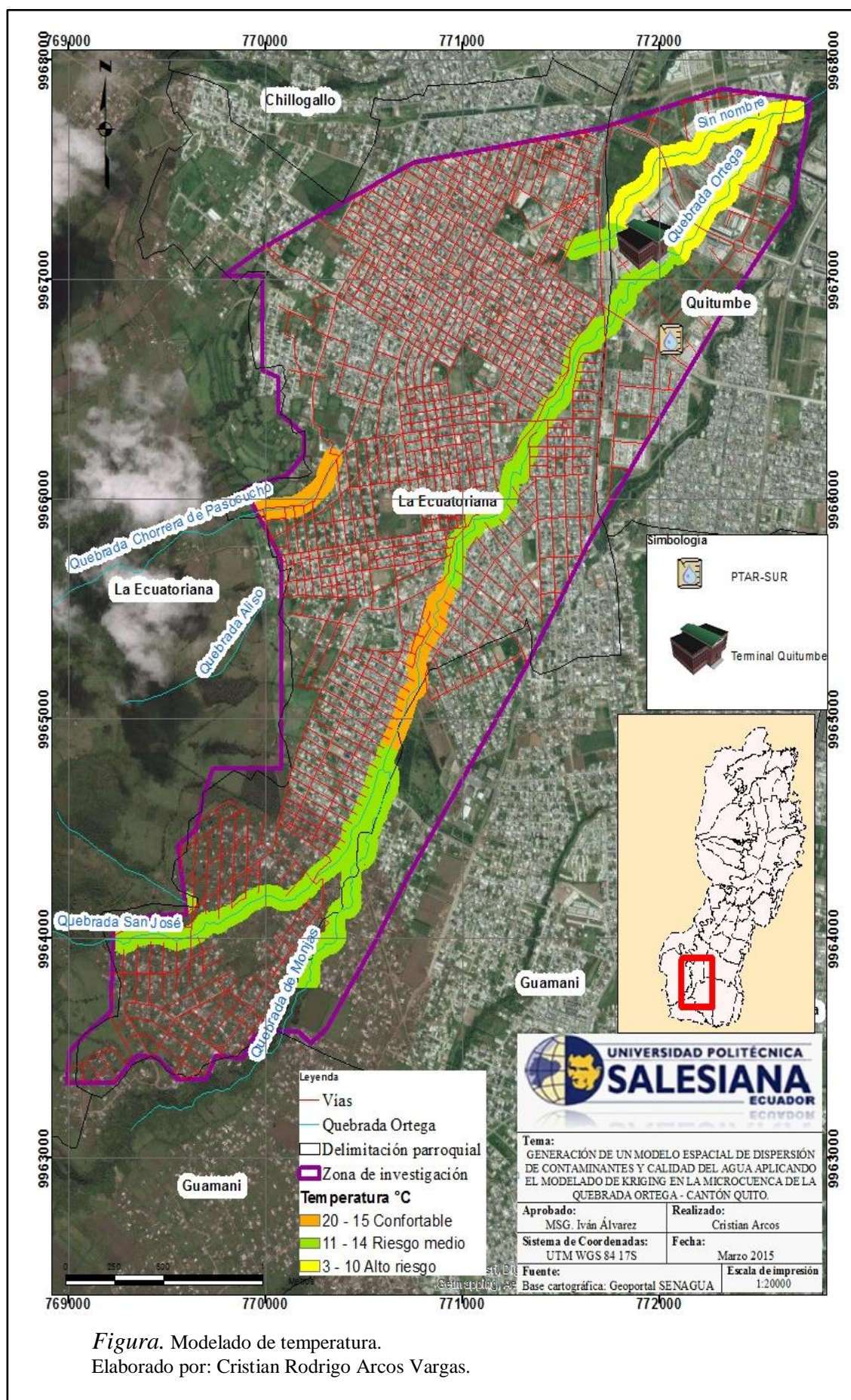
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla. *Verificación Temperatura (°C).*

COORDINATE	Temperatura	Varianza Real	MMODELTEMPN	Varianza MMODELTEMPN
(769646, 9964013)	10.50	7	10.20	8
(770248, 9964245)	11.00	4	10.80	5
(770323, 9964312)	11.40	3	10.80	5
(772078, 9967558)	16.00	9	16.00	9
(772368, 9967690)	16.50	12	15.50	6
Promedio	13			
Suma de varianzas		34		33
División de varianzas				0.972

Nota Fuente: (International institute for geo-information science and Earth observation (ITC)., 2005)

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.



Anexo 4. Turbiedad (UTN).

Tabla. Normalidad turbiedad

Prueba de Shapiro-Wilk	
W (valor observado)	0.649
p-value unilateral	< 0.001
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Jarque-Bera	
JB (valor observado)	7.009
JB (valor crítico)	5.991
GDL	2
p-value unilateral	0.030
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 no se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Anderson-Darling	
A ² de Anderson-Darling	2.434
p-value unilateral	< 0.0001
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Lilliefors	
D	0.364
D (estandarizado)	1.410
p-value	< 0.0001
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	

Nota. Fuente; (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por; Cristian Rodrigo Arcos Vargas, 2015.

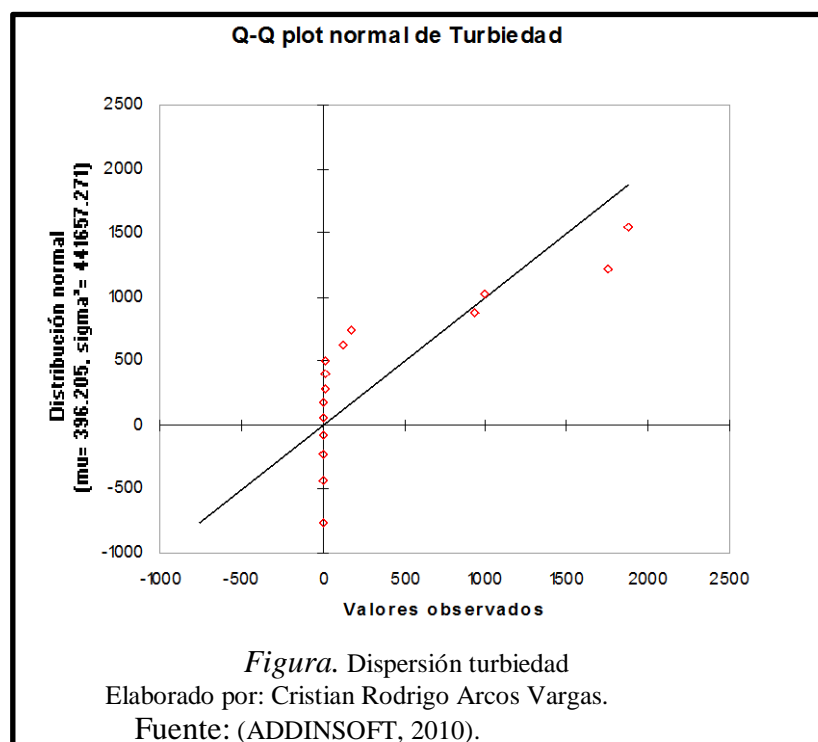


Tabla. *Validación turbiedad*

COORDINATE	Turbiedad	Varianza real	MMODELTURNP	Varianza MMODELTURNP
(769143, 9963967)	14.990	86639050.16	14.990	32114889
(770204, 9964207)	1.880	14455127.96	1.880	32263649.61
(770937, 9965605)	9.070	11478611.76	9.070	32182021.33
(770946, 9965612)	9.680	15984083.96	9.680	32175100.74
(771552, 9966539)	2.470	10316879.76	2.470	32256947.43
(771554, 9966546)	14.790	82955846.16	14.790	32117155.84
(771798, 9966891)	130	30825703.37	129.900	30825703.37
(772357, 9967397)	930	22581408.96	930.000	22581408.96
(772568, 9967752)	1.880	14455127.96	1880.000	14455127.96
(771992, 9967547)	1.000	21921030.36	1000.000	21921030.36
Promedio	5682			
Suma de varianzas		311612870		282893034.593
División de varianzas				0.908

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla. *Validación de turbiedad*

COORDINATE	Turbiedad	Varianza real	MMODELTURNP	Varianza MMODELTURNP
(769646, 9964013)	9	298728	9.99	297254
(770248, 9964245)	2	306174	1.88	306163
(770323, 9964312)	7	299986	1.88	306163
(772078, 9967558)	1000	197847	1000.00	197847
(772368, 9967690)	1758	1446728	1680.00	1265175
Promedio	555			
Suma de varianzas		2549463		2372602.06
División de varianzas				0.931

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

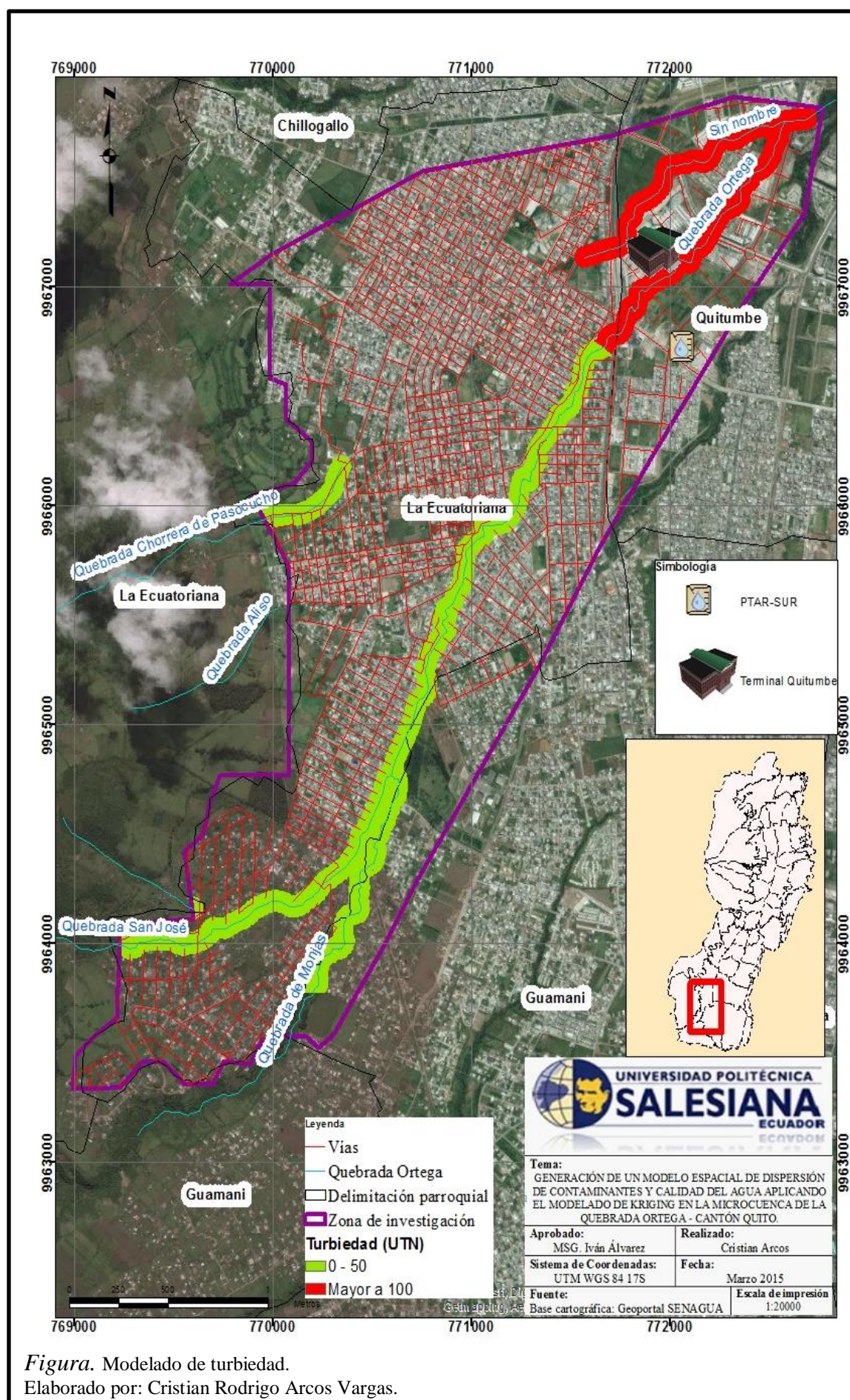


Figura. Modelado de turbiedad.
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Anexo 5. Oxígeno disuelto (mg/l).

Tabla. Normalidad oxígeno disuelto.

Prueba de Shapiro-Wilk	
W (valor observado)	0.889
p-value unilateral	0.064
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Jarque-Bera	
JB (valor observado)	1.054
JB (valor crítico)	5.991
GDL	2
p-value unilateral	0.590
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 no se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Anderson-Darling	
A ² de Anderson-Darling	0.757
p-value unilateral	0.038
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Lilliefors	
D	0.216
D (estandarizado)	0.835
p-value	0.059
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

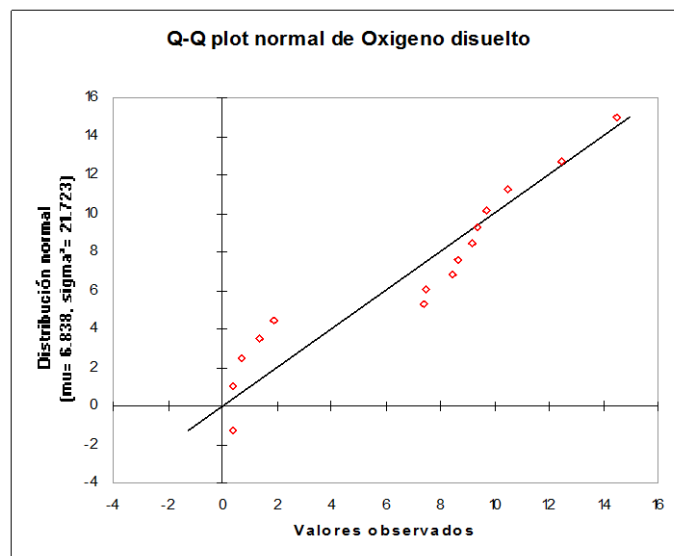


Figura. Dispersión oxígeno disuelto.
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.
Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Tabla. Verificación oxígeno disuelto 1.

	OD	Varianza real	MMODEL2D	Varianza MMODEL2D	MMODEL2DL	Variación MMODEL2DL
COORDINATE						
(769143, 9963967)	7.41	0.061009	7.146	0.000289	6.618	0.297025
(770204, 9964207)	9.20	4.149369	8.036	0.762129	9.416	5.076009
(770937, 9965605)	8.66	2.241009	12.180	25.170289	11.659	20.214016
(770946, 9965612)	9.36	4.826809	12.150	24.870169	11.645	20.088324
(771552, 9966539)	12.48	28.270489	9.491	5.419584	9.239	4.309776
(771554, 9966546)	14.48	53.538489	9.481	5.373124	9.232	4.280761
(771798, 9966891)	7.50	0.113569	7.638	0.225625	7.402	0.057121
(772357, 9967397)	0.72	41.512249	2.498	21.762225	2.280	23.843689
(772568, 9967752)	0.42	45.468049	0.048	50.623225	-0.688	61.638201
(771992, 9967547)	1.40	33.212169	2.886	18.292729	4.805	5.560164
Promedio	7					
Suma de varianzas		213		152		145
División de varianzas				0.715		0.681

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla. Verificación oxígeno disuelto 2.

COORDINATE	Oxígeno Disuelto	Varianza real	MMODELOD2DP	Varianza MMODELOD2DP	MMODELODP	Varianza MMODELODP
(769143, 9963967)	7.41	0.061009	7.199	0.001296	10.045	8.305924
(770204, 9964207)	9.20	4.149369	8.103	0.883600	11.591	19.607184
(770937, 9965605)	8.66	2.241009	12.062	24.000201	8.418	1.575025
(770946, 9965612)	9.36	4.826809	12.052	23.902321	8.409	1.552516
(771552, 9966539)	12.48	28.270489	9.550	5.697769	6.570	0.351649
(771554, 9966546)	14.48	53.538489	9.524	5.574321	6.543	0.384400
(771798, 9966891)	7.50	0.113569	7.531	0.135424	5.902	1.590121
(772357, 9967397)	0.72	41.512249	3.019	17.172736	5.416	3.052009
(772568, 9967752)	0.42	45.468049	-0.374	56.806369	4.664	6.245001
(771992, 9967547)	1.40	33.212169	2.963	17.640000	4.082	9.492561
Promedio	7					
Suma de varianzas		213		152		52
División de varianzas				0.711		0.244

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla. Validación oxígeno disuelto.

COORDINATE	Oxígeno disuelto	Varianza real	MMODELOD2D	Varianza MMODELOD2D	MMODELOD2DPa	Varianza MMODELOD2DPa
(769646, 9964013)	8.47	5	11.136	23	7.271	1
(770248, 9964245)	10.46	17	7.826	2	8.284	4
(770323, 9964312)	9.70	12	7.591	2	8.620	5
(772078, 9967558)	1.90	19	3.105	10	2.641	13
(772368, 9967690)	0.95	29	1.796	20	0.748	31
Promedio	6					
Suma de varianzas		82		57.87		54
División de varianzas				0.710		0.668

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

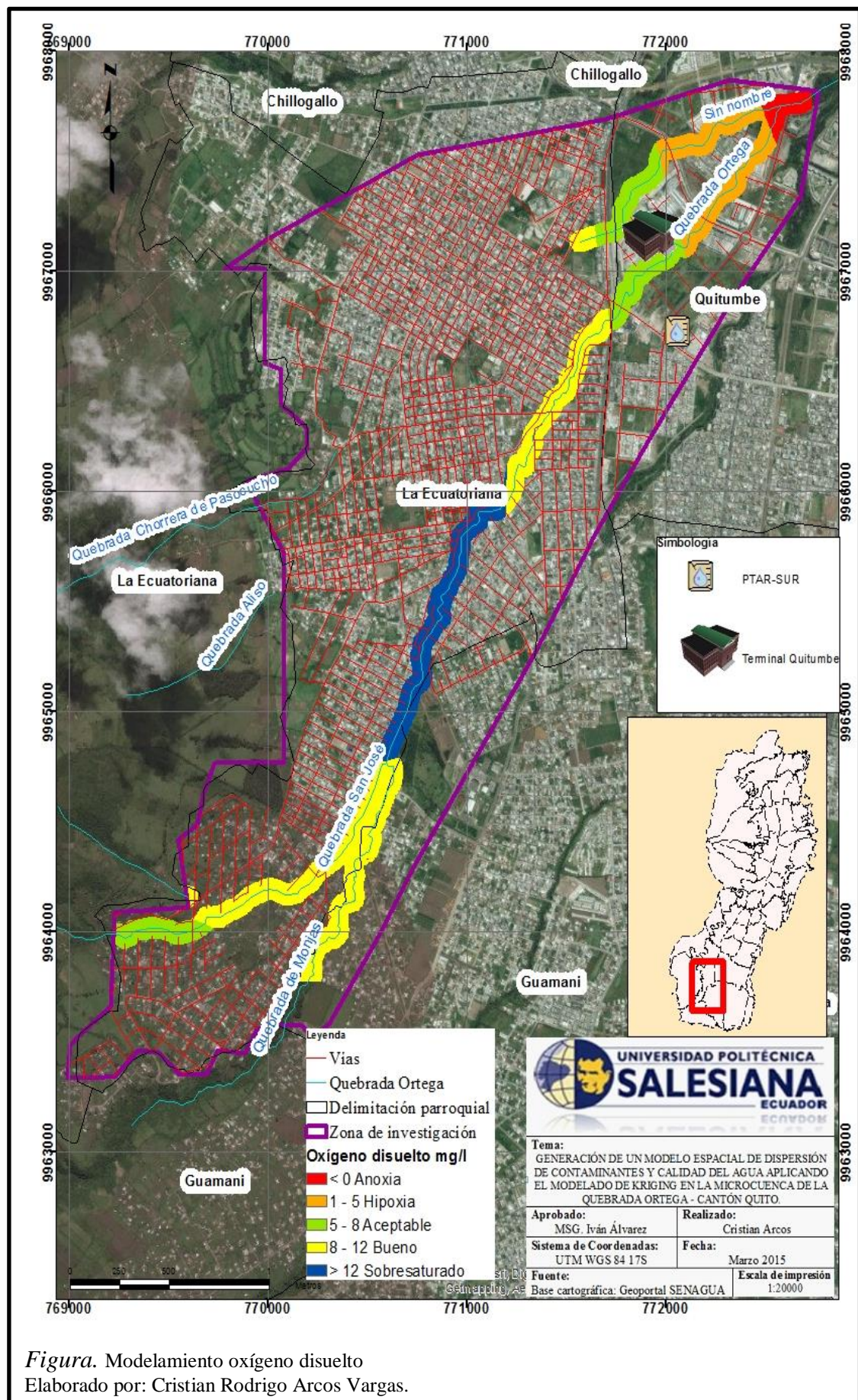


Figura. Modelamiento oxígeno disuelto
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Anexo 6. Conductividad ($\mu\text{S}/\text{cm}$).

Tabla. Normalidad conductividad

Prueba de Shapiro-Wilk	
W (valor observado)	0.817
p-value unilateral	0.006
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Jarque-Bera	
JB (valor observado)	2.024
JB (valor crítico)	5.991
GDL	2
p-value unilateral	0.364
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 no se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Anderson-Darling	
A ² de Anderson-Darling	1.296
p-value unilateral	0.001
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Lilliefors	
D	0.324
D (estandarizado)	1.257
p-value	0.000
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

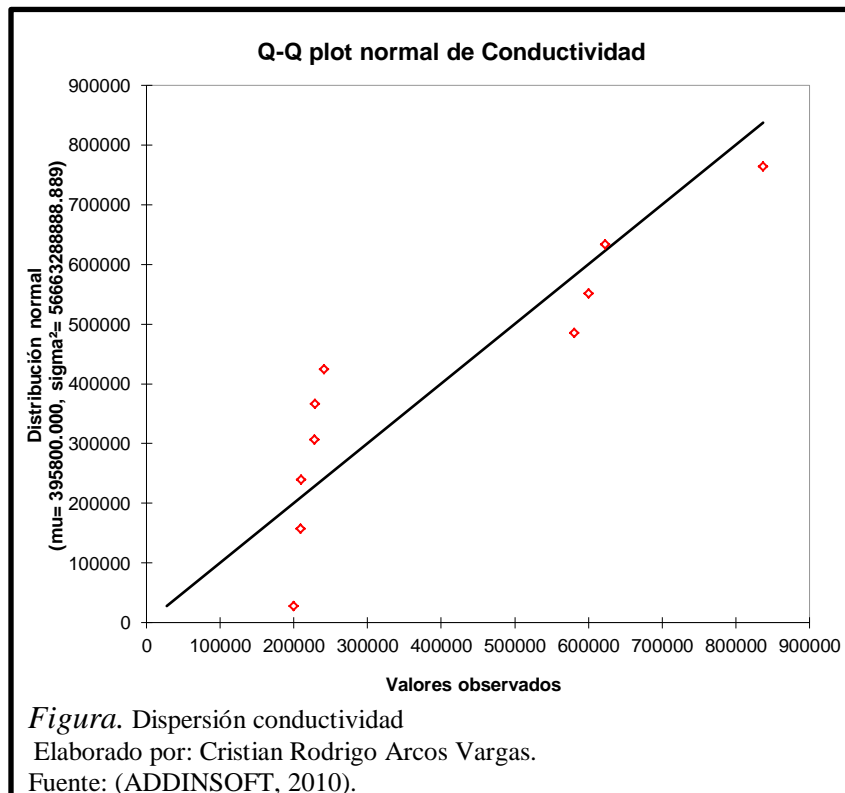


Tabla. Verificación conductividad

COORDINATE	Conductividad	Varianza Real	MMODEL CNP	Varianza MMODEL CNP
(769143, 9963967)	241	20.967	241.000	20.967
(770204, 9964207)	200	34.522	200.000	34.522
(770937, 9965605)	109	76.618	209.000	31.258
(770946, 9965612)	210	30.906	210.000	30.906
(771552, 9966539)	228	24.901	228.000	24.901
(771554, 9966546)	229	24.586	229.000	24.586
(771798, 9966891)	581	38.103	581.000	38.103
(772357, 9967397)	837	203.581	837.000	203.581
(772568, 9967752)	600	45.882	600.000	45.882
(771992, 9967547)	623	56.264	623.000	56.264
Promedio	386			
Suma de varianzas		556330		510970
División de varianzas				0.918

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla. *Validación conductividad*

COORDINATE	Cond actividad	Varianza real	MMODELCNP	Varianza MMODELCNP
(769646, 9964013)	96.80	71438.598	241.00	15148.68
(770248, 9964245)	200.60	26725.710	200.00	26922.24
(770323, 9964312)	200.00	26922.246	200.00	26922.24
(772078, 9967558)	623.00	67039.566	623.00	67039.56
(772368, 9967690)	700.00	112842.246	650.00	81750.24
Promedio	364.08			
Suma de varianzas		304968.368		217782.99
División de varianzas				0.714

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

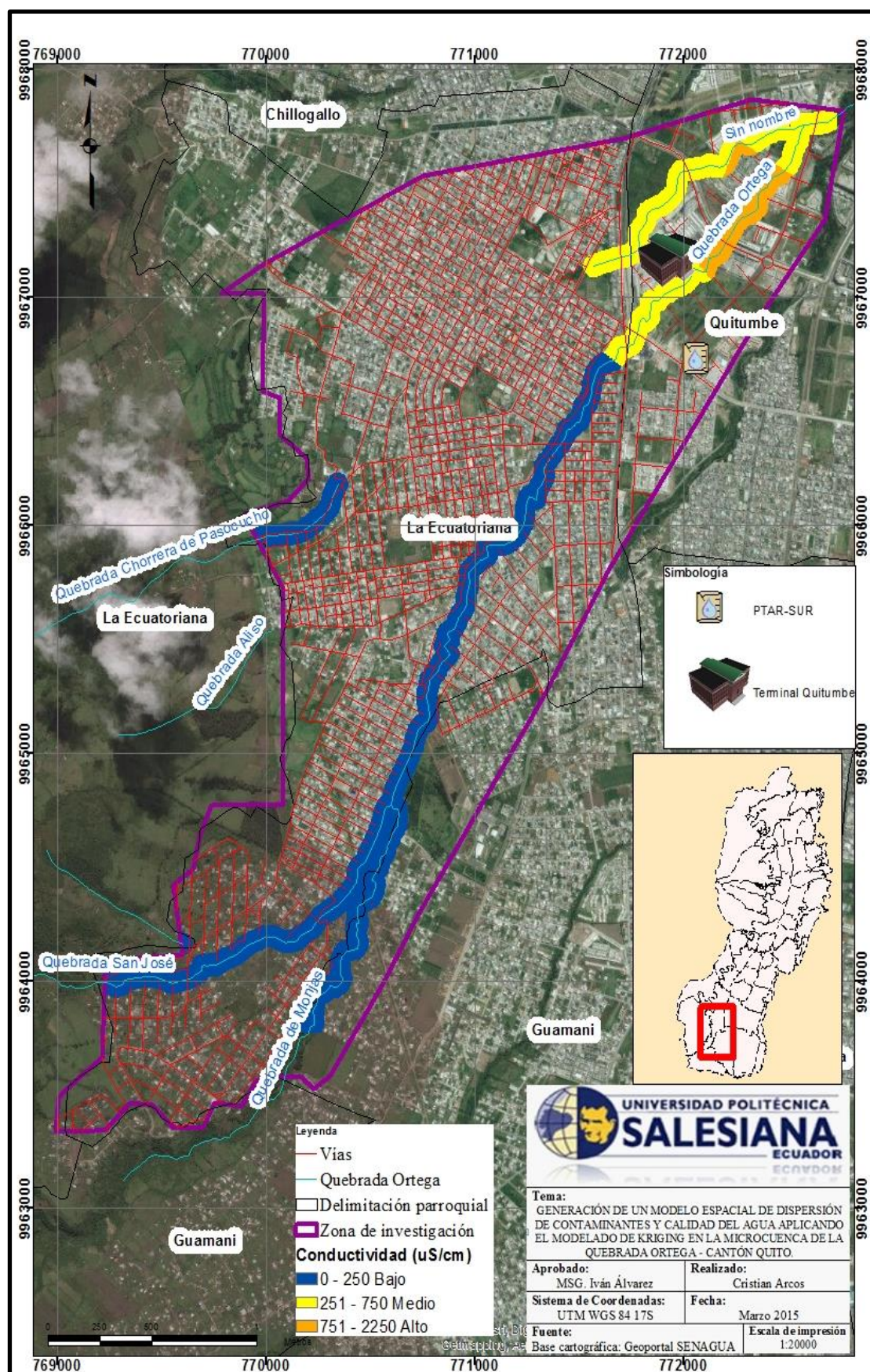


Figura. Modelado de conductividad.
 Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas,.

Anexo 7. Sólidos suspendidos (mg/l).

Tabla. Normalidad sólidos suspendidos.

Prueba de Shapiro-Wilk	
W (valor observado)	0.916
p-value unilateral	0.169
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Jarque-Bera	
JB (valor observado)	0.970
JB (valor crítico)	5.991
GDL	2
p-value unilateral	0.616
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 no se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Anderson-Darling	
A ² de Anderson-Darling	0.430
p-value unilateral	0.268
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Lilliefors	
D	0.186
D (estandarizado)	0.721
p-value	0.175
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

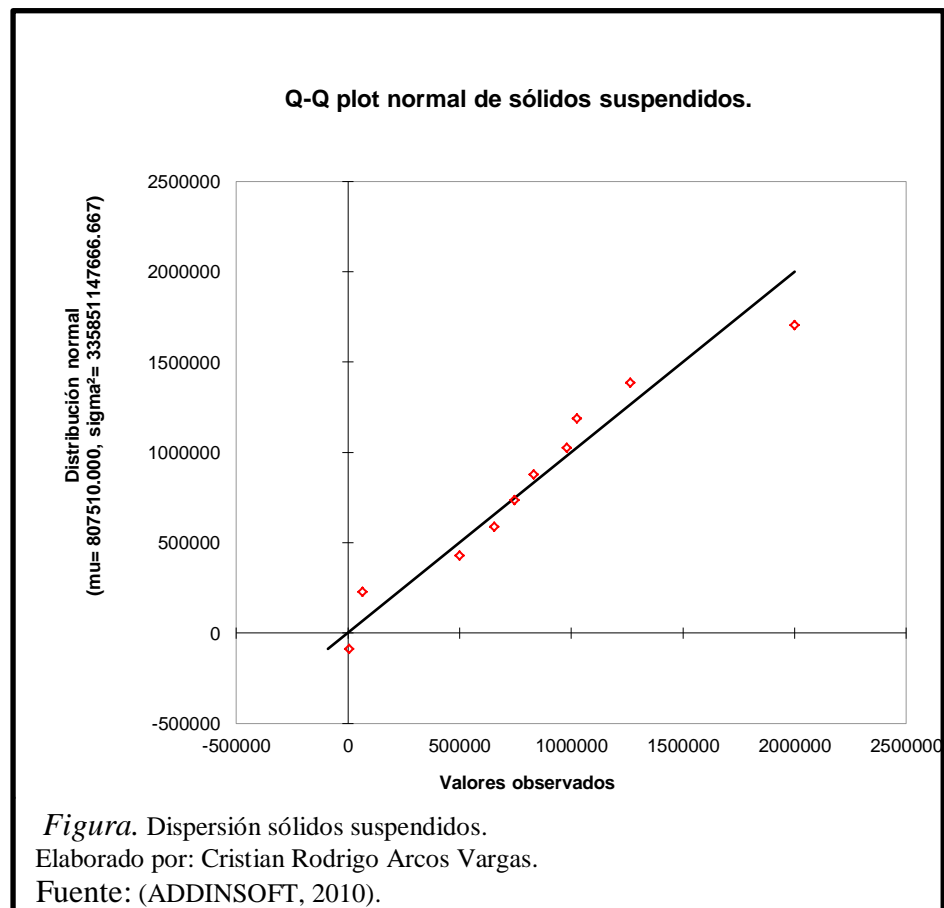


Tabla. Verificación sólidos suspendidos.

COORDINATE	Sólidos Suspendidos	Varianza Real	MMODELSUNP	Varianza MMODELSUNP	MMODELSUMA2	Varianza MMODELSUMA2
(769143, 9963967)	6.3	641937.46	6.30	641937.46	409.346	158534.57
(770204, 9964207)	65.80	550133.72	65.80	550133.72	600.701	42769.96
(770937, 9965605)	500	94562.40	500.00	94562.40	801.850	32.03
(770946, 9965612)	655	23259.30	655.00	23259.30	802.846	21.75
(771552, 9966539)	746	3783.48	746.00	3783.48	899.051	8379.75
(771554, 9966546)	832	599.76	832.00	599.76	899.642	8488.30
(771798, 9966891)	2000	1422032.40	2000.00	1422032.40	940.761	17755.82
(772357, 9967397)	1025	47301.90	1025.00	47301.90	1007.153	39857.32
(772568, 9967752)	980	29752.80	980.00	29752.80	1043.230	55563.91
(771992, 9967547)	1265	209297.10	1265.00	209297.10	1002.572	38049.18
Promedio	808					
Suma de varianzas		3022660		3022660.32		369452.64
División de varianzas				1.000		0.122

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

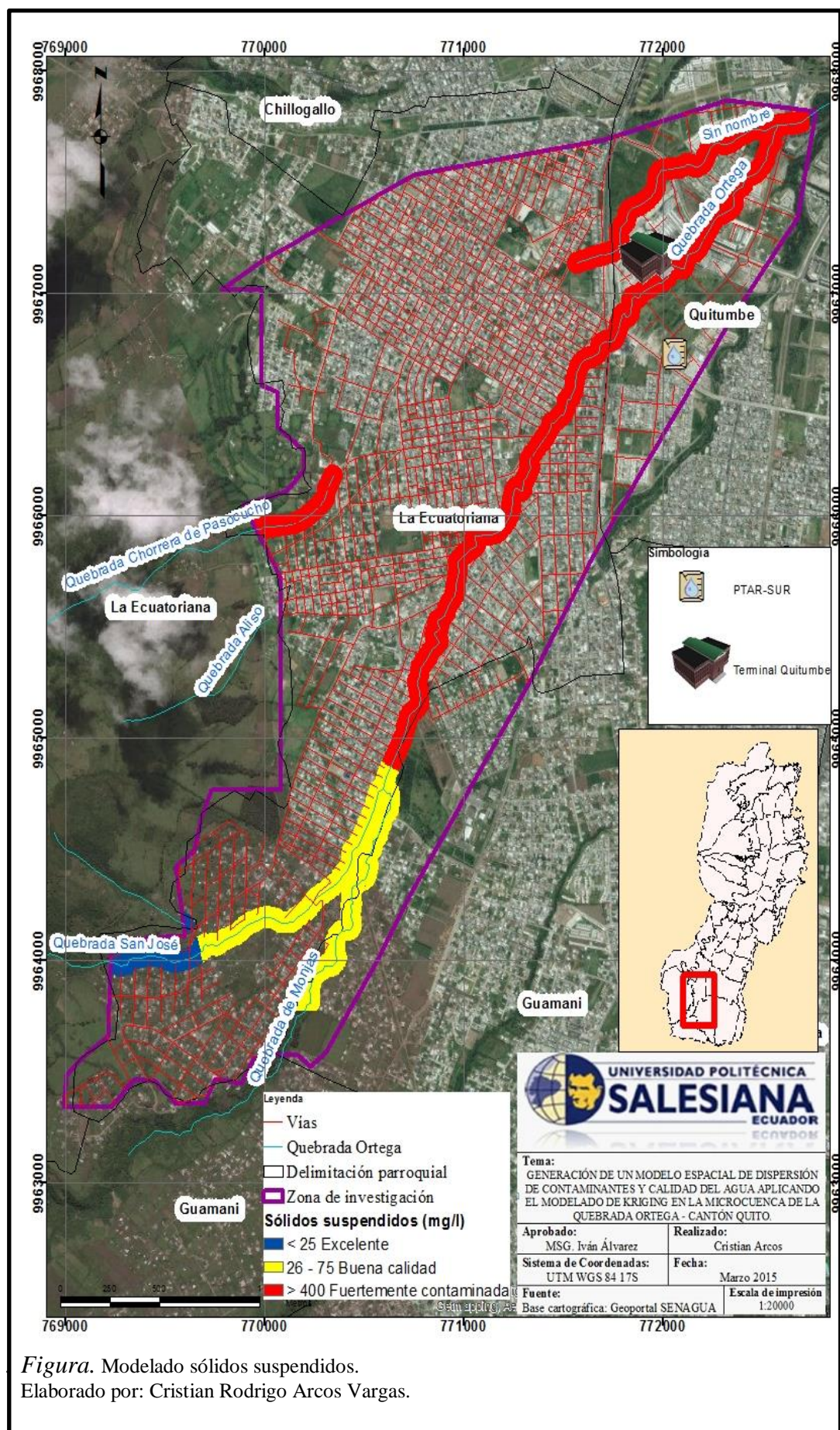
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla. Validación sólidos suspendidos.

COORDINATE	Sólidos suspendidos	Varianza real	MMODELSUNP	Varianza MMODELSUNP
(769646, 9964013)	80.90	334546.56	80.30	335241.00
(770248, 9964245)	75.30	341056.00	75.80	340472.25
(770323, 9964312)	85.30	329476.00	85.80	328902.25
(772078, 9967558)	1265.00	366872.49	1265.00	366872.49
(772368, 9967690)	1790.00	1278482.49	1780.00	1255968.49
Promedio	659.30			
Suma de varianzas		2650433.54		2627456.480
División de varianzas				0.991

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.



Anexo 8. Sólidos sedimentables (mg/l).

Tabla. Normalidad sólidos sedimentables

Prueba de Shapiro-Wilk	
W (valor observado)	0.699
p-value unilateral	0.000
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Jarque-Bera	
JB (valor observado)	3.009
JB (valor crítico)	5.991
GDL	2
p-value unilateral	0.212
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 no se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Anderson-Darling	
A ² de Anderson-Darling	2.116
p-value unilateral	< 0.0001
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Lilliefors	
D	0.390
D (estandarizado)	1.509
p-value	< 0.0001
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

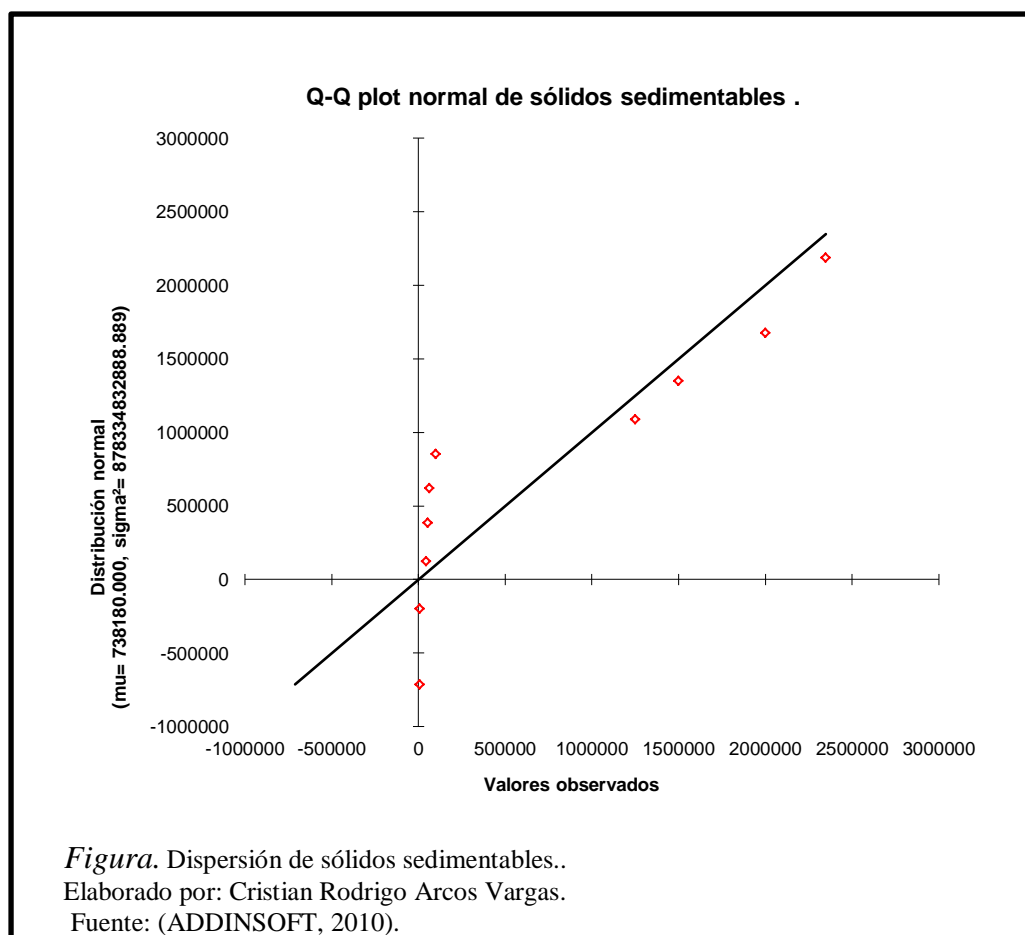


Tabla. Verificación de sólidos sedimentables

COORDINATE	Sólidos Sedimentarios	Varianza Real	MMODELSENP	Varianza MMODELSENP	MMODELSEMA2	Varianza MMODELSEMA2
(769143, 9963967)	10	530133.97	10.00	530133.97	82.40	429945.11
(770204, 9964207)	9.8	530425.25	9.80	530425.25	302.23	189980.04
(770937, 9965605)	44.53	481043.50	45.30	479975.99	650.76	7628.7996
(770946, 9965612)	63.5	455089.20	63.50	455089.20	652.38	7347.2326
(771552, 9966539)	53.2	469092.11	53.20	469092.11	803.90	4330.0348
(771554, 9966546)	100	407175.43	100.00	407175.43	804.80	4449.5570
(771798, 9966891)	1250	262038.53	1250.00	262038.53	866.17	16401.92
(772357, 9967397)	2000	1592384.03	2000.00	1592384.0	974.45	55861.79
(772568, 9967752)	1500	580487.03	1500.00	580487.03	1040.75	91597.02
(771992, 9967547)	2350	2598211.93	2350.00	2598211.93	964.61	51309.045
Promedio	738					
Suma de varianzas		7906081		7905013.55		858850.56
División de varianzas				1.000		0.109

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla. *Validación de sólidos sedimentables*

COORDINATE	Sólidos sedimentables	Varianza real	MMODELSENP	Validación MMODELSENP
(769646, 9964013)	5.50	933194.64	10.00	924520.71
(770248, 9964245)	14.30	916270.12	9.80	924905.35
(770323, 9964312)	17.80	909581.83	9.80	924905.35
(772078, 9967558)	2350.00	1900207.11	2350.00	1900207.11
(772368, 9967690)	2470.00	2245442.31	1500.00	279291.11
Promedio	971.52			
Suma de varianzas		6904696.02		4953829.64
División de varianzas				0.717

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

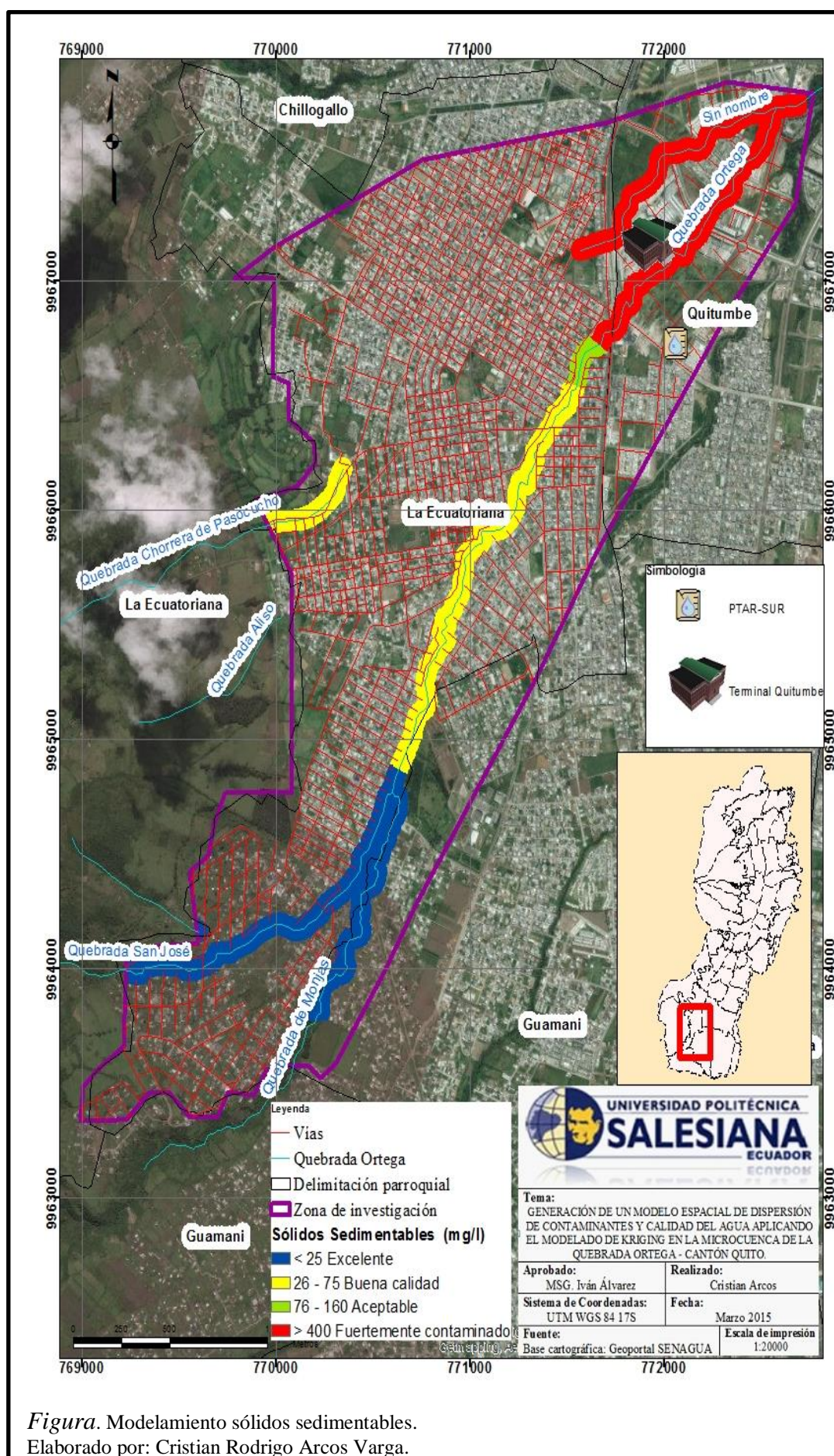


Figura. Modelamiento sólidos sedimentables.
Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Varga.

Anexo 9. Coliformes (NMP).

Tabla. Normalidad coliformes

Prueba de Shapiro-Wilk	
W (valor observado)	0.784
p-value unilateral	0.002
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Jarque-Bera	
JB (valor observado)	2.127
JB (valor crítico)	5.991
GDL	2
p-value unilateral	0.345
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 no se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad no es significativa.	
Prueba de Anderson-Darling	
A ² de Anderson-Darling	1.303
p-value unilateral	0.001
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	
Prueba de Lilliefors	
D	0.263
D (estandarizado)	1.017
p-value	0.006
Alpha	0.05
Conclusión: Al umbral de significación Alfa=0.050 se puede rechazar la hipótesis nula según la cual la muestra sigue una ley normal. Dicho de otro modo, la no-normalidad es significativa.	

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

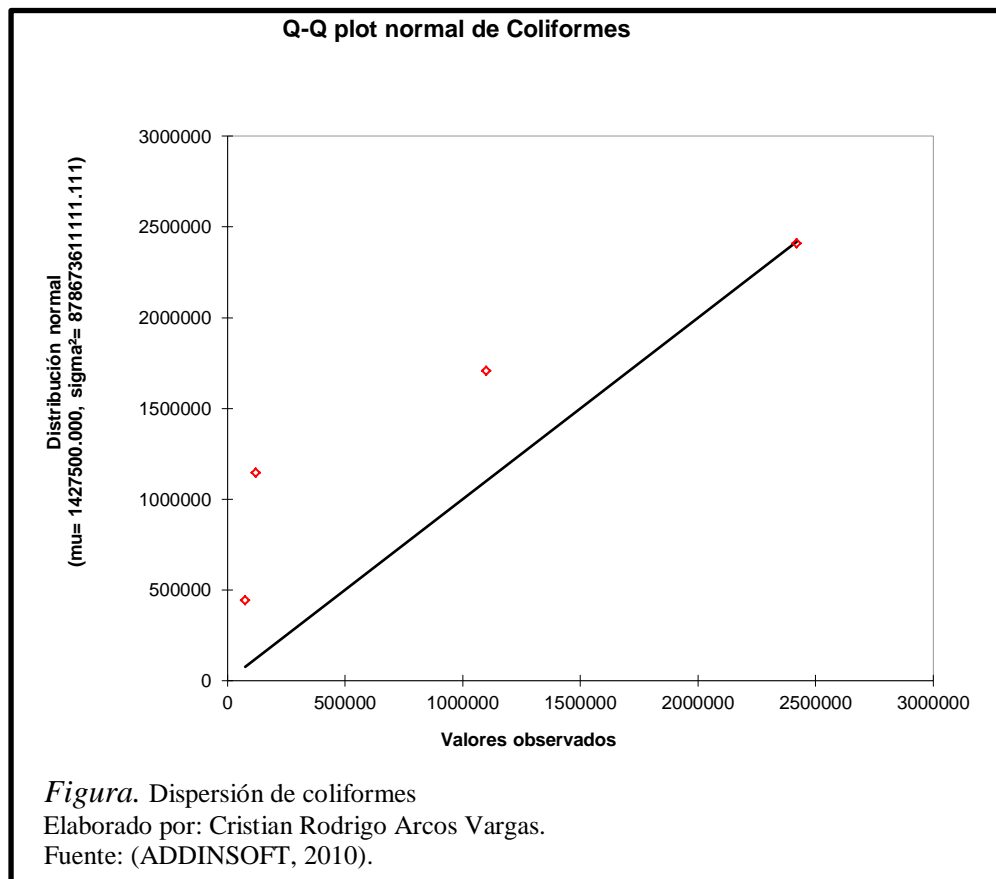


Tabla. Verificación de coliformes 1

COORDINATE	Coliformes	Varianza real	MMODELCONP	Varianza MMODELCONP	MMODELCOMA2	Varianza MMODELCOMA2
(769143, 9963967)	75	1829256.25	75.00	1829256.25	676.97	563290.77
(770204, 9964207)	120	1709556.25	120.00	1709556.25	973.89	205761.12
(770937, 9965605)	1100	107256.25	1100.00	107256.25	1378.27	2423.39
(770946, 9965612)	1100	107256.25	1100.00	107256.25	1380.23	2234.07
(771552, 9966539)	1100	107256.25	1100.00	107256.25	1566.48	19317.66
(771554, 9966546)	1100	107256.25	1100.00	107256.25	1567.60	19629.97
(771798, 9966891)	2420	985056.25	2420.00	985056.25	1645.59	47565.42
(772357, 9967397)	2420	985056.25	2420.00	985056.25	1774.83	120642.29
(772568, 9967752)	2420	985056.25	2420.00	985056.25	1847.23	176176.63
(771992, 9967547)	2420	985056.25	2420.00	985056.25	1764.20	113372.95
Promedio	1428					
Suma de varianzas		7908063		7908063		1270414
División de varianzas				1.000		0.161

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla. Verificación de coliformes 2

COORDINATE	Coliformes	Varianza real	MMODELCOMSP	Varianza MMODELCOMSP	MMODELCOMS2	Varianza MMODELCOMS2
(769143, 9963967)	75	1829256.25	61.79	1865158.34	81.791	1810932.71
(770204, 9964207)	120	1709556.25	71.44	1838893.29	131.809	1678815.16
(770937, 9965605)	1100	107256.25	1022.14	164309.43	932.230	245292.37
(770946, 9965612)	1100	107256.25	1027.21	160229.68	937.421	240177.42
(771552, 9966539)	1100	107256.25	1646.94	48153.91	1572.896	21139.99
(771554, 9966546)	1100	107256.25	1652.81	50765.49	1578.183	22705.36
(771798, 9966891)	2420	985056.25	1880.65	205352.17	1839.058	169379.98
(772357, 9967397)	2420	985056.25	2274.57	717529.27	2245.882	669749.09
(772568, 9967752)	2420	985056.25	2514.64	1181884.25	2581.459	1331621.37
(771992, 9967547)	2420	985056.25	2264.12	699943.06	2392.546	931313.78
Promedio	1428					
Suma de varianzas		7908063		6932219		7121127
División de varianzas				0.877		0.900

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla. Validación de coliformes 1

COORDINATE	Coliformes	Varianza real	MMODELCONP	Varianza MMODELCONP
(769646, 9964013)	120.00	846400.00	75.000	931225.000
(770248, 9964245)	120.00	846400.00	120.000	846400.000
(770323, 9964312)	120.00	846400.00	120.000	846400.000
(772078, 9967558)	2420.00	1904400.00	2420.000	1904400.000
(772368, 9967690)	2420.00	1904400.00	2420.000	1904400.000
Promedio	1040.00			
Suma de varianzas		6348000.00		6432825.000
División de varianzas				1.013

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

Tabla. Validación de coliformes 2

COORDINATE	Coliformes	Varianza real	MMODEL COMSP	Varianza MMODEL COMSP	MMODEL COMS2	Varianza MMODEL COMS2
(769646, 9964013)	120.00	846400.00	13.95	1052766.29	111.14	862780.90
(770248, 9964245)	120.00	846400.00	93.42	896011.80	148.63	794536.91
(770323, 9964312)	120.00	846400.00	136.06	817107.52	181.82	736467.76
(772078, 9967558)	2420.00	1904400.00	2291.31	1565794.23	2402.30	1855885.81
(772368, 9967690)	2420.00	1904400.00	2433.36	1941457.66	2522.73	2198500.11
Promedio	1040.00					
Suma de varianzas		6348000.00		6273137.51		6448171.50
División de varianzas				0.988		1.016

Nota. Fuente: (ADDINSOFT, 2010).

Elaborado por: Cristian Rodrigo Arcos Vargas.

